

doi:10.16104/j.issn.1673-1891.2022.02.016

# 基于多特征分析的运动员训练辅助决策模型设计

谢瑞青, 章明辉, 罗东辰

(安徽电子信息职业技术学院体育俱乐部管理中心, 安徽 蚌埠 233000)

**摘要:** [目的] 收集并统计运动员训练数据, 设计基于多特征分析的运动员训练辅助决策模型。 [方法] 使用摄像机采集运动员的训练图像, 利用尺度不变特征变换方法提取运动图像特征, 在此基础上使用支持向量机获得运动员训练状态初步评估结果; 运用传感器采集运动员肌电信号数据, 使用小波变化提取肌电信号特征, 通过时间窗识别运动员疲劳状态, 得到初步运动疲劳状态评估结果; 决策级融合2种初步评估结果, 设计运动员训练辅助决策模型, 实现运动员训练疲劳状态的有效评估。 [结果] 经过实验分析, 使用多特征辅助决策模型后, 各运动项目的平均训练分数均达到90分以上。 [结论] 该模型能够准确提取运动图像特征与运动员肌电特征, 并对运动员运动疲劳状态作出准确评价, 为制定运动员训练计划打下坚实基础。

**关键词:** 多特征分析; 运动员训练; 决策模型; 运动图像; 特征提取; 肌电信号

**中图分类号:** TP391.41; G808.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-1891(2022)02-0078-06

## Design of Aided Decision Model for Athletes Training Based on Multi-Feature Analysis

XIE Ruiqing, ZHANG Minghui, LUO Dongchen

(Sports Club Management Center, Anhui Vocational College of Electronics &amp; Information Technology, BengBu, AnHui 233000, China)

**Abstract:** [Objective] Collecting athlete training data and formulating an aided decision model for athletes training based on multi-feature analysis. [Method] The training images of athletes were collected by camera, and the moving image features were extracted by scale invariant feature transformation; on this basis, the preliminary evaluation results of athletes' training state were obtained by support vector machine; the sensor is used to collect athletes' EMG signal data, the wavelet change is used to extract the characteristics of EMG signal, and the athletes' fatigue state is identified through the time window to obtain the preliminary evaluation results of sports fatigue state. The decision-making level integrates the two preliminary evaluation results for the design of the athlete training auxiliary decision-making model to realize effective evaluation of athletic training fatigue state. [Result] After experimental analysis, the average training scores of all sports items exceed 90 points after using the model in this paper. [Conclusion] The model can accurately extract the characteristics of sports image and athletes' EMG, and accurately evaluate athletes' sports fatigue state, which lays a solid foundation for formulating athletes' training plan.

**Keywords:** multi-feature analysis; athlete training; decision model; moving image; feature extraction; electromyographic signal

### 0 引言

竞技体育项目范围中仅凭简单的指标统计方法已经不能实现运动员训练情况的统计, 如果不及时掌握运动员的训练情况, 就不能统计运动员的身体素质情况, 也就无法进一步制定合理的训练计

划。运动员在开展训练的过程中, 身体会呈现出一种复杂性和随意性, 肢体运动状态呈现出时变特点<sup>[1-3]</sup>。如果以机器来类比人体, 可以把整个人体看作是一个较为复杂的、包含多个功能子系统的大型系统, 每个子系统都有自己独特的功能作用, 彼此之间相互关联互相协助。而运动员作为一种高

收稿日期: 2021-12-14

基金项目: 安徽省高等学校省级质量工程教学团队项目(2020jxt026)。

作者简介: 谢瑞青(1992—), 男, 安徽铜陵人, 讲师, 硕士, 研究方向: 体育训练。

强度运动群体,每天肢体系统做出的动作更为复杂,因此制定辅助策略难度也更大<sup>[4-5]</sup>。由于运动员在训练时产生的心率变化、速度变化,以及肌肉情况变化都会影响训练数据统计情况,目前很少有专家针对运动员肌肉水平变化情况作出详细研究,对于该方面的数据分析也不够充分<sup>[6]</sup>。1970年代已经有学者使用数据融合技术分析数据,这种融合技术包含神经网络、证据理论等,在信息融合方面作出了突出贡献<sup>[7-9]</sup>。

视频图像运动特征提取技术是目前应用较为广泛的一种数字媒体技术,也是机器视觉技术的一种研究内容,集中在图像分析与图像识别方面。从20世纪末期开始,视觉技术已经取得质的飞跃,面对生活环境中普遍存在的摄像头,视觉技术已经深入到我们生活的方方面面,使用视觉技术研究图像处理与识别问题,从视频图像中提取人体运动特征,并对提取出的内容作出相应识别是目前众多研究者的重点关注内容。视频技术的信息载体是视频图像,能够体现出万事万物的发展动态,图像特征提取能够准确地将事物所包含的信息体现出来,可以开展更加客观的评价,一般情况下,特征提取会搭配相关算法一起使用。图像特征提取技术从视频图像中将图像序列展开处理,把运动目标从场景中检测出来,使用分类识别技术与相关提取技术,识别出运动目标。肌电信号是在时间与空间上大多数肌纤维运动单元的动作电位,主要通过神经干与浅层肌肉在皮肤上形成的一种效应,这种肌电信号能够体现出运动者肌肉神经的活动情况,对于人体监测发挥重要作用。

本文通过特征提取初步评估运动员训练疲劳程度,经过数据融合设计基于多特征分析的运动员训练辅助决策模型,即多特征辅助决策模型,为运动员今后训练计划的制定打下基础。

## 1 基于多特征分析的运动员训练辅助决策模型设计

### 1.1 基于运动图像的运动员训练疲劳度评估

运动员运动过程是一个具有较强复杂性的非线性过程,涵盖多个领域的知识<sup>[10]</sup>。使用视觉设备获取运动图像,通过提取图像特征结合评估方法开展研究。

#### 1.1.1 图像特征提取

采用尺度不变特征变化(Scale-invariant feature transform, SIFT)方法对图像特征进行提取,该提取方法匹配能力较强,能够稳定图像噪声扰动并改变

光照强度,通过以下过程实现图像特征提取<sup>[11]</sup>。

#### 1) 尺度空间极值。

构建图像尺度空间之前先将卷积算子 $L(x, y, \sigma)$ 确定下来:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

式中: $I(x, y)$ 代表输入图像,通过 $*$ 实现 $x$ 与 $y$ 的卷积计算; $G(x, y, \sigma)$ 与 $\sigma$ 分别表示变换尺度高斯函数与尺度因子,同时还满足

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right]$$

通过式(2)对高斯差分算子定义:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2)$$

式中: $k$ 为 $2^{\frac{1}{s}}$ ;  $k, s$ 均为因子常数。

以下为建立图像尺度空间的具体过程:

**步骤1:**卷积计算输入图像,获得一组卷积图像,计算两个相邻卷积图像的差值,得到差分图形;

**步骤2:**把卷积图像缩小到初始图像的一半,在此基础上再缩小二分之一,将缩小后的最终图像作为初始图像,使用步骤1方法获取另一个卷积图像以及差分图像<sup>[12]</sup>;

**步骤3:**重复步骤1和2,得到多组高斯和高斯差分图像。

尺度空间极值获取需要使用26邻域法:搜索全部尺度高斯差分图像,找出全部26邻域极值点,图像每个像素点包含8个邻域点,上邻近尺度图像与下邻近尺度图像各包含9个邻近点,这些点共同组成26邻域点<sup>[13]</sup>。

#### 2) 特征点确定与定位。

上文研究中获得的极值点可能存在不稳定情况,为解决这种情况,同时得到图像极值点坐标,使用泰勒展开式处理 $D(x, y, \sigma)$ :

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (3)$$

$D$ 和 $D$ 的偏导主要取值于采样点; $x$ 与 $(x, y, \sigma)^T$ 相等,是与采样点对应的偏移量。通过计算获得有关 $x$ 的偏导,同时确定采样点的偏移量和极值点:

$$\left. \begin{aligned} \hat{x} &= -\frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial x^2 \partial x} \\ D(\hat{x}) &= D + \frac{1}{2} \frac{\partial D}{\partial x} \hat{x} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: $\hat{x}$ 为采样点特征量; $D^{-1}$ 为反向偏移量。

经过实际分析证明,将位于图像边缘的极值点

与  $|D(\hat{x})|$  小于 0.03 的极值点去除能够增加特征提取的匹配性。

3) 特征表述自计算。

在以上计算基础上,把图像区域划分成 16 个  $4 * 4$  的小图像区域,把每个区域与高斯权重函数相乘,累积出 8 个梯度方向。将各个方向都设定成一个维度,共获得 128 维的向量,通过该向量代表描述子,该描述子中包含全部方向直方图内等级取值,最终归一化处理向量,最终完成 SIFT 特征提取。

1.1.2 疲劳度评估

以田径运动为例,为判断被识别的运动人员是否出现疲劳状态,针对运动视频中的被识别人体姿态使用支持向量机实现识别,获得运动员训练状态初步评估。当运动员缓慢奔跑时,速度逐渐降低转为走路状态,说明运动员正处于疲劳状态。以运动员走步运动作为研究对象,假设在  $t$  时间段中,对运动员走路次数进行识别,式(5)为运动员疲劳度评估计算方法:

$$H_1 = \begin{cases} \frac{0.001 \times n}{t}, & \text{疲劳状态} \\ 1 - \frac{0.001 \times n}{t}, & \text{非疲劳状态} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $n$  代表步行次数; $H_1$  表示基于图像特征的运动员疲劳状态。

1.2 基于肌电信号的运动员训练疲劳度评估

肌电信号评估时使用信息融合技术,目标特征数据处理与识别使用神经网络与小波变换。使用传感器获得运动员肌电信号数据,并实行标准化处理,经融合关联特征获得最初的肌电信号评估结果<sup>[14]</sup>。

1) 使用小波变换实现特征提取。

本文中针对运动员训练时产生的人体表面肌电信号,使用小波变换作出处理,完成处理后运用时间窗评估肌电信号。

收集运动员训练时的人体表面肌电信号,需要收集肌肉疲劳前后的肌电数据,这种数据收集方法主要为了对数据变化作出有效分析。数据分析的分段时间长度为 1 min,每个时间段平均分为 60 个数据组<sup>[15]</sup>。

小波变换肌电信号数据时需要筛选出恰当的小波基,以下为小波变换具体过程:

①假设  $\varphi(t)$  是基小波,将 0 作为时域积分,基本结构如式(6)所示。

$$\int j(t) dt = 0 \quad (6)$$

②平移并缩放  $\varphi(t)$ , 获得  $\Phi(a, \tau)$ :

$$\Phi(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad (7)$$

式中: $a \neq 0$ ;  $\tau$  为平移量。

③傅里叶变换公式基函数被小波基替换掉,获得式(8):

$$W(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \times \Phi(a, \tau) dt \quad (8)$$

式中: $W(a, \tau)$  表示小波基函数。

本文经过分析选择 Dauechies 小波作为基函数。

对运动员在训练过程中产生的肌电信号作出识别,提取信号中的特征信息,由此获得特征向量,将这些特征向量作为输入向量,使用时间窗评估疲劳状态。

多尺度小波分解运动员训练所得肌电信号,各尺度分解级别存在高低之分,小波分解系数绝对值与肌电信号能量之间呈现出正比例关系,信号重构程度也受到肌电信号强度影响。为获得特征向量,特征参数是小波系数绝对值中最大的那个值。

假设  $E$  表示肌电信号能量值,每间隔 1 s 收集一次肌电信号, $t_0$ 时刻  $t$  秒时间内,式(9)为能量变化式:

$$E = \sum_{t_0}^{t_0+t} |x(t)|^2 \quad (9)$$

2) 基于时间窗的疲劳度评估。

经过以上肌电信号特征提取获得肌电信号特征向量,先提前把时间窗  $t-w$  大小定义下来,肌电信号特征向量作为输入项,每次评估都是对时间窗内肌电信号特征向量的一次处理。为降低运动员训练疲劳度误判率,依据运动频率确定间隔时间  $t = t_p^i - t_{p-1}^i$ ,假设式(10)为肌电信号特征向量的评价结果:

$$H_2(i) = \begin{cases} 1, & \text{疲劳状态} \\ 0, & \text{非疲劳状态} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $H_2(i)$  为疲劳度。

式(11)为以时间窗作为基础的疲劳状态最终判定式:

$$H_2 = \frac{\sum_{i=1}^p [H(i)]}{\omega} \quad (11)$$

式中: $\omega$  表示已设定的疲劳阈值。假如  $H_2$  不小于  $\omega$ , 就可以判断肌电信号属于疲劳状态,反之则为非疲劳状态。

1.3 运动员训练辅助决策模型

通过信息融合技术融合分析运动图像特征与肌电信号特征。使用特征提取技术提取出所需特征,初步评估后获得结果,决策级融合初步评估结

果,得到运动员训练辅助决策模型。

使用信息融合技术关联上文研究获得的2种特征评估结果,经过评估最终得到运动员训练辅助决策模型。由于运动员训练具有不确定性,为提升灵活性,使用证据理论作为信息融合方法。

假设基于运动图像的运动员训练疲劳度评估值和基于肌电信号的运动员训练疲劳度评估值是基本概率评估值,由此构成概率分布,包含疲劳(A)、非疲劳(B)、疲劳或非疲劳(C)、空(X)4种状态。

假设使用 $a$ 表示阈值符号,如果 $a$ 小于决策结果,可以看出原始评估状态,反之说明评估结果不准确。将疲劳与非疲劳2种状态作为决策结果,把上文评估得到的2种特征的疲劳状态: $H_1$ 和 $H_2$ ,使用式(12)构建运动员训练辅助决策模型,获取决策结果:

$$\left. \begin{aligned} H_1 \oplus H_2(\{A\}) &= \frac{1}{K} H_1(\{A\}) * H_2(\{A\}) \\ H_1 \oplus H_2(\{B\}) &= \frac{1}{K} H_1(\{B\}) * H_2(\{B\}) \end{aligned} \right\} (12)$$

式中: $K$ 表示疲劳决策系数,当 $K$ 接近于0时,则判断运动员处于非疲劳状态;当 $K$ 接近于1时,则判断运动员处于运动性疲劳状态。

## 2 仿真实验分析

邀请各类运动项目中身体健康专业运动员作为研究对象,将图像采集设备与传感器设备分别收集的运动员训练前、训练中、训练后的图像信息与肌电信息作为实验样本,共500个,其中,测试样本300个,训练样本200个。本文以运动视频中不同帧下图像特征提取、肌电信号特征提取、训练疲劳度综合评价和运动员训练成绩变化为测试指标。

针对长跑运动员开展实验,多特征辅助决策模型在对运动图像特征提取时,为获得更加清晰有效的图像特征,具有一定去噪功能,对比去噪前后,运动图像清晰情况,结果如图1所示。



图1 去噪前后运动图像清晰程度对比

从图1中能够看出,使用多特征辅助决策模型中的SIFT特征提取方法具备预处理能力,能够有效去除视频图像中的噪声干扰,获得更加清晰的图像,便于后续评估运动员训练疲劳状态。

利用多特征辅助决策模型对运动视频中不同帧下运动图像开展特征提取,提取结果如图2所示。



图2 图像特征提取结果

从图2可以看出,使用多特征辅助决策模型能准确实现运动视频中不同帧视频下的运动特征提取,且由于本文方法前期处理能力较强,运动图像比较清晰,且特征点提取较为准确,未出现错误提取的情况,为后续运动员疲劳评估打下了良好基础。

在开展图像特征提取试验的同时,开展肌电信号特征提取试验。针对图2运动员在田径运动中的肱二头肌与腿部股直肌开展肌电信号特征提取试验,使用多特征辅助决策模型前后肌电信号特征提取,结果如图3所示。

通过图3能够看出未使用多特征辅助决策模型提取肌电信号特征信息时没有明显规律性,导致特征提取效果不好,使用多特征辅助决策模型提取肌电信号具有较强规律性,肌电信号特征提取效果较好。根据以上2种特征的提取结果开展决策融合,以此获得最终决策评估结果,使用多特征辅助决策模型对上文田径运动员的训练疲劳程度作出评估,该田径运动员处于疲劳状态。

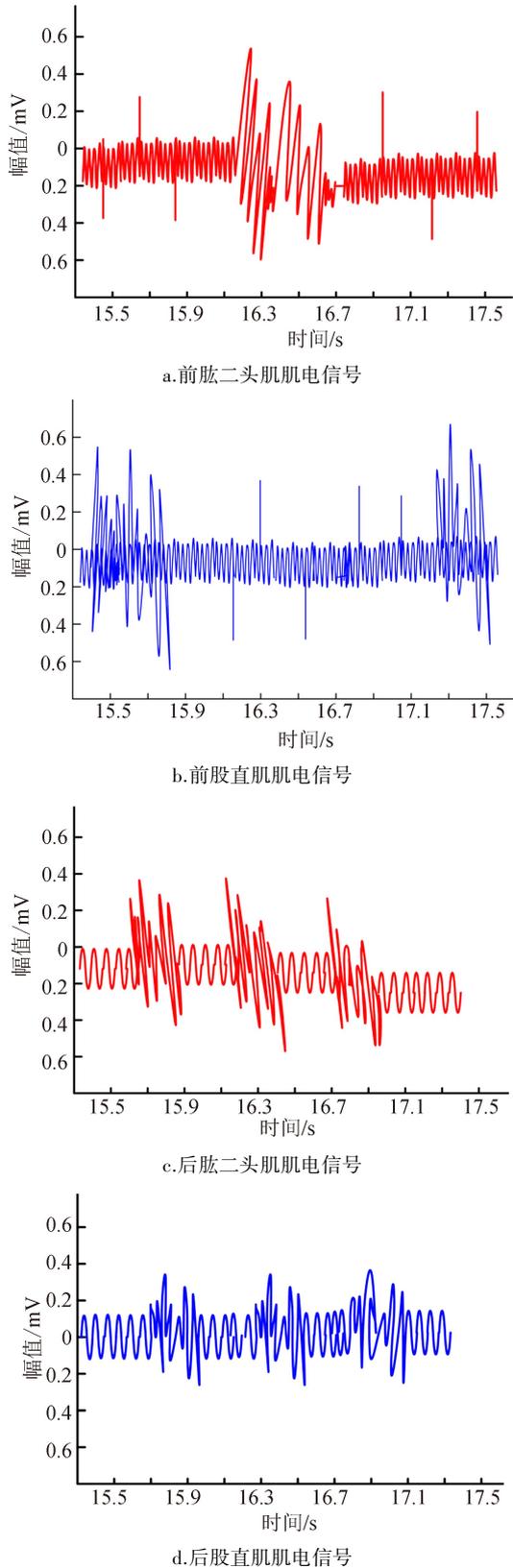


图 3 肌电信号特征提取结果

为进一步验证多特征辅助决策模型的适用性,将多特征辅助决策模型应用在多种运动项目中,统计运动员训练疲劳程度。统计结果如表 1 所示。

表 1 训练疲劳度综合评价结果

运动项目	状态	视频图像特征	肌电信号特征	合成数据	综合评价结果
田径	非疲劳	0.3	0.05	0.02	疲劳
	疲劳	0.7	0.95	0.98	
足球	非疲劳	0.1	0.04	0.03	疲劳
	疲劳	0.9	0.96	0.97	
篮球	非疲劳	0.4	0.01	0.04	疲劳
	疲劳	0.6	0.99	0.96	
羽毛球	非疲劳	0.2	0.01	0.03	疲劳
	疲劳	0.8	0.99	0.97	
跳高	非疲劳	0.5	0.04	0.02	疲劳
	疲劳	0.5	0.96	0.98	
跳远	非疲劳	0.2	0.07	0.01	疲劳
	疲劳	0.8	0.93	0.99	
铅球	非疲劳	0.6	0.98	0.97	非疲劳
	疲劳	0.4	0.02	0.03	

从表 1 可以看出,使用多特征辅助决策模型能够实现运动员训练状态的评估,也就是说,使用多特征辅助决策模型能够对运动员运动情况起到辅助作用,监测运动员在训练过程中的身体状态,为运动员今后训练活动提供良好辅助。

以上文试验中各种运动项目的运动员为例,开展运动员训练情况跟踪试验,跟踪调查试验时间为 1 个月,各运动项目人数为 6 人,3 男 3 女,取总成绩平均值。对比使用多特征辅助决策模型前后,该运动员训练平均成绩变化情况。统计结果如图 4 所示。

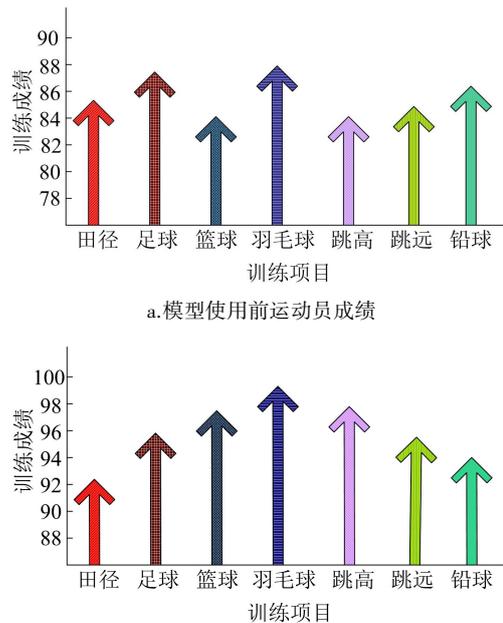


图 4 多特征辅助决策模型使用前运动员成绩变化

从图4a能够明显看出,在使用多特征辅助决策模型之前,各项运动项目的运动员取得的训练成绩平均都在90分以下,出现这种情况的情况很可能是教练及相关部门在制定训练计划时并没有考虑运动员的疲劳状态,没有做到劳逸结合,一味追求高强度训练,导致运动员体力透支,训练效果适得其反。分析图4b可知,使用多特征辅助决策模型后,各项目运动员训练平均成绩出现明显提升,各运动项目的平均训练分数均达到90分以上,其中羽毛球运动的运动员平均训练成绩接近100分,说明使用多特征辅助决策模型对运动员训练疲劳度做出有效评估以后,教练等相关人员对训练内容做出检查,综合考虑运动员的身体条件与训练强度,制定训练计划,在一定程度上有效提升运动员的综合训练效果,由此也证明多特征辅助决策模型具有较好的效果。

#### 参考文献:

- [1] 庄薇,邵恩,朱志强,等.基于世界级运动员身体形态、机能及素质特征的雪上项目冠军模型研究[J].体育科学,2018,38(10):80-88.
- [2] 张越,夏鸿斌.基于弱监督预训练CNN模型的情感分析方法[J].计算机工程与应用,2018,54(13):27-33.
- [3] 拉德波夫,西罗特金,姚颂平.高技能阶段跳高运动员专项身体运动功能训练程度评定模型的研究[J].首都体育学院学报,2019,31(4):289-291.
- [4] 韩海涛,赵显赫.我国优秀激流回旋运动员竞技能力模型及其主导因素分析[J].山东体育科技,2018,40(5):46-49.
- [5] 秦涛.辅助步行训练机器人机构尺度综合设计[J].机械传动,2018,42(7):61-65.
- [6] 陈超.多阈值优化的运动图像轮廓特征提取方法[J].沈阳工业大学学报,2019,41(3):315-319.
- [7] 陆付祥.基于特征提取的健美操分解动作图像自适应识别方法[J].科学技术与工程,2019,19(7):148-153.
- [8] 韩丰宇,范荣双,梁勇,等.一种运动目标轨迹提取方法[J].测绘科学,2019,44(7):116-121.
- [9] 郑伟成,李学伟,刘宏哲,等.基于深度学习的疲劳驾驶检测算法[J].计算机工程,2020,46(7):21-29.
- [10] 顾王欢,朱煜,陈旭东,等.基于多尺度池化卷积神经网络的疲劳检测方法研究[J].计算机应用研究,2019,36(11):3471-3475.
- [11] 冯晨霄,汪西莉.融合特征和决策的卷积-反卷积图像分割模型[J].激光与光电子学进展,2019,56(1):151-159.
- [12] 李浩君,张鹏威,张征,等.基于多维信息特征映射模型的在线学习路径优化方法[J].控制与决策,2019,34(6):1132-1140.
- [13] 王日宏,李永璐,张立锋.自适应尺度特征融合与模型更新的跟踪算法[J].计算机应用研究,2019,36(12):3864-3868.
- [14] 卢鹏,邹佩岐,邹国良.基于多尺度卷积特征融合的台风等级分类模型[J].激光与光电子学进展,2019,56(16):9-15.
- [15] 连西静,崔升.基于特征融合的人体运动识别[J].医用生物力学,2019,34(6):644-649+667.

### 3 结论

本文设计基于多特征分析的运动员训练辅助决策模型,利用机器视觉及传感器设备采集相关数据,使用小波变换以及时间窗作出初步评价,经过决策融合后得到更加准确的训练决策结果,为运动员训练目标制定打下良好基础。

本文方法只是初步研究,在未来的发展过程中还有许多可以改进的地方:

- 1) 研究更加先进的视频图像设备,从根本上解决图像清晰度问题。
- 2) 探索更加先进的特征提取方法,简化特征提取步骤。
- 3) 使用更加精准的传感器设备,使得采集的肌电信号数据更为准确。