



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110974212 A

(43)申请公布日 2020.04.10

(21)申请号 201911260145.4

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.12.10

(66)本国优先权数据

201911082725.9 2019.11.07 CN

(71)申请人 曲阜师范大学

地址 273165 山东省济宁市曲阜市静轩西路57号

(72)发明人 曹佃国 武玉强 解学军 苑尧尧 陈威 王加帅 张敬宇

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

代理人 黄海丽

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0488(2006.01)

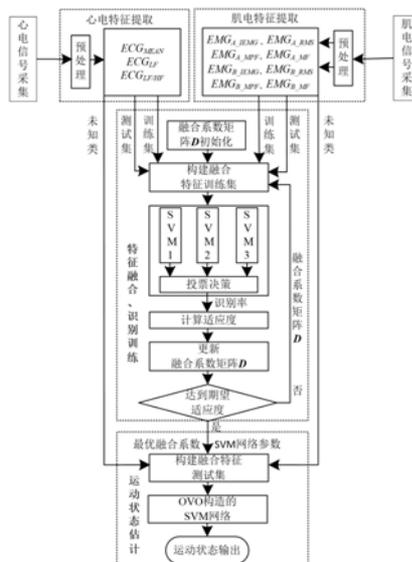
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54)发明名称

一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法及系统,包括:获取心电信号和肌电信号并分别进行特征提取;基于随机的融合系数向量进行特征融合,得到融合特征向量;采用融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识别模型;并采用粒子群算法,对融合系数向量进行迭代寻优,得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型;基于实时采集的心电信号和肌电信号的融合特征向量,进行运动状态识别。本发明融合了心电和肌电信号进行运动状态检测,准确性和可靠性有很大提高,实现了对患者康复训练运动状态的实时监测,可作为康复训练任务强度和控制策略实时调整的依据,增强康复训练效果,避免过度训练带来的二次损伤。



1. 一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,其特征在于,包括以下步骤:

获取心电信号和肌电信号,并分别进行信号预处理和特征提取;

基于随机的融合系数向量,将心电信号和肌电信号进行特征融合,得到融合特征向量;

采用融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识别模型;并采用粒子群算法,对融合系数向量进行迭代寻优,得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型;

获取实时采集的心电信号和肌电信号,基于最优融合系数向量进行特征融合,得到融合特征向量;

基于该融合特征向量,采用多分类运动状态识别离线模型进行运动状态识别。

2. 如权利要求1所述的一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,其特征在于,所述预处理包括滤波、时间窗处理和心电R波标记。

3. 如权利要求1所述的一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,其特征在于,对于心电信号,提取的时域特征包括:心电间期序列均值,频域特征包括:心电间期序列低频段功率、心电间期序列低高频段功率比;对于肌电信号,提取的时域特征包括:半腱肌积分肌电值、半腱肌均方根值,频域特征包括:肌电平均功率频率、肌电中位频率。

4. 如权利要求1所述的一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,其特征在于,采用粒子群算法,对融合系数向量进行寻优包括:

(1) 将融合特征集划分为训练集和测试集;

(2) 基于训练集训练多分类运动状态识别模型,得到分类函数;

(3) 采用所述分类函数对测试集进行检测得到粒子适应度,并基于粒子适应度得到当前个体和种群适应度;

(4) 判断种群适应度是否符合期望,若不符合,进行粒子群更新,即更新融合系数向量,基于更新后的融合系数向量对心电信号特征和肌电信号特征进行特征融合,然后返回步骤(1);若符合,输出当前融合系数向量和模型参数,所述当前融合系数向量即为最优融合系数向量。

5. 如权利要求1所述的一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,其特征在于,所述多分类运动状态识别模型包括三个二分类支持向量机,用于识别松弛、正常、疲劳三种运动状态。

6. 如权利要求1所述的一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,其特征在于,将最优融合系数向量和模型参数应用于多分类运动状态识别在线模型,进行运动状态实时监测。

7. 一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测系统,其特征在于,包括:

生理信号获取装置,用于采集测试者的心电信号和肌电信号,并同步传输到上位机;

上位机,被配置为执行如权利要求1-6任一项所述康复训练运动状态监测方法。

8. 一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1-6任一项所述康复训练运动状态监测方法。

9. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执

行时实现如权利要求1-6任一项所述康复训练运动状态监测方法。

一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于康复训练技术领域,尤其涉及一种融合心电和肌电特征的 康复训练运动状态监测方法及系统。

背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本公开相关的背景技术信息,不必然构成在先技术。

[0003] 随着我国人口老龄化和脑卒中患者的不断增多,传统的医疗康复师远远无法满足市场的需求,结合机器人学、生物医学、智能控制等多学科技术的康复训练机器人应运而生,它的出现极大地缓解了康复训练师资源紧张的现状。然而,传统的程控式的康复机器人如外骨骼机器人、牵引式机器人等很少有将患者的运动状态信息作为调整康复策略的重要信息,不仅对患者运动意图识别率产生很大影响且极易造成二次损伤,降低康复效果。

[0004] 目前,利用表面肌电信号特征进行在线处理和监测运动状态方面取得了一定的效果。然而,运动状态是一个复杂的现象,在丧失部分或全部运动能力的患者康复过程中,由于患者运动功能不健全易出现疲劳、力量不足等现象,因此随着训练时间的增加,信噪比降低,单纯肌电信号的分类结果不稳定,准确度低。另外,由于个体差异大、肌电信号复杂度高,且加上易受噪音干扰的特性,使得单纯的肌电信号分析的可靠度始终无法得到良好的应用。

[0005] 另外,目前所采用的康复训练运动状态检测手段大多都是训练后测量,是滞后的,而非实时的,因此无法根据患者康复训练过程中的运动状态实时调整训练任务的强度和控制策略,降低了康复训练的效果,况且在运动的身体上安装复杂线束的有线传感器也会严重束缚测试者的行动。

发明内容

[0006] 为克服上述现有技术的不足,本发明提供了一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法及系统,通过结合心电和肌电两种生理数据,提高了运动状态检测的可靠性和准确性,实现了对患者康复训练运动状态的实时监测,进而可作为康复训练任务强度和控制策略实时调整的依据,增强康复训练的效果,避免因过度训练而带来的二次损伤。

[0007] 为实现上述目的,本发明的一个或多个实施例提供了如下技术方案:

[0008] 一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,包括以下步骤:

[0009] 获取心电信号和肌电信号,并分别进行信号预处理和特征提取;

[0010] 基于随机的融合系数向量,将心电信号和肌电信号进行特征融合,得到融合特征向量;

[0011] 采用融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识别模型;并采用粒子群算法,对融合系数向量进行迭代寻优,得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型;

[0012] 获取实时采集的心电信号和肌电信号,基于最优融合系数向量进行特征融合,得到融合特征向量;

[0013] 基于该融合特征向量,采用多分类运动状态识别离线模型进行运动状态识别。

[0014] 进一步地,所述预处理包括滤波、时间窗处理和心电信号R波标记。

[0015] 进一步地,对于心电信号,提取的时域特征包括:心电间期序列均值,频域特征包括:心电间期序列低频段功率、心电间期序列低高频段功率比;对于肌电信号,提取的时域特征包括:半腱肌积分肌电值、半腱肌均方根值,频域特征包括:肌电平均功率频率、肌电中位频率。

[0016] 进一步地,采用粒子群算法,对融合系数向量进行寻优包括:

[0017] (1) 将融合特征集划分为训练集和测试集;

[0018] (2) 基于训练集训练多分类运动状态识别模型,得到分类函数;

[0019] (3) 采用所述分类函数对测试集进行检测得到粒子适应度,并基于粒子适应度得到当前个体和种群适应度;

[0020] (4) 判断种群适应度是否符合期望,若不符合,进行粒子群更新,即更新融合系数向量,基于更新后的融合系数向量对心电信号特征和肌电信号特征进行特征融合,然后返回步骤(1);若符合,输出当前融合系数向量和模型参数,所述当前融合系数向量即为最优融合系数向量。

[0021] 进一步地,所述多分类运动状态识别模型包括三个二分类支持向量机,用于识别松弛、正常、疲劳三种运动状态。

[0022] 进一步地,将最优融合系数向量和模型参数应用于多分类运动状态识别在线模型,进行运动状态实时监测。

[0023] 一个或多个实施例提供了一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测系统,包括:

[0024] 生理信号获取装置,用于采集测试者的心电信号和肌电信号,并同步传输到上位机;

[0025] 上位机,被配置为执行所述康复训练运动状态监测方法。

[0026] 一个或多个实施例提供了一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现所述康复训练运动状态监测方法。

[0027] 一个或多个实施例提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现所述康复训练运动状态监测方法。

[0028] 以上一个或多个技术方案存在以下有益效果:

[0029] 本发明融合了心电和肌电信号特征进行康复训练过程中的运动状态检测,极大的提高了检测的准确度。心电信号中蕴含人体运动神经功能状态的大量信息,在肌体状态、情绪估计等领域应用较成熟,本发明利用心电信号中的多维时域、频域、时频域及非线性动力学特征可以很好的反映出与受试者运动状态相关的副交感神经的活跃程度和活跃

趋势变化,与肌电 信号特征进行融合可以有效的增加特征中包含的有效信息,提高特征对不 同运动状态的表征能力,进而判定受试者处于哪种运动状态,相较于基于 单纯依靠肌电 信号特征融合、依靠心电肌电特征组合检测的准确性有很大 提高。

[0030] 本发明在提取特征之前对信号进行了详细的、深层次的预处理工作,有效的滤除了信号中的低频、工频、高频噪声,能够保证信号中提取的特 征具有更多的有效信息,对提高训练模型的准确率有重要作用。

[0031] 本发明利用粒子群优化算法对提取的高维运动状态特征不断进行融合 系数的优化,通过大规模粒子群的迭代寻优,寻找到最合适的融合系数向 量,进而合理的分配了不同特征的权重,极大的降低了特征间的耦合与冗 余,进而对提高分类函数的泛化性能和分类精度起到重要作用,且分类精 度相比于未经融合的心电肌电组合运动状态特征得到明显提高。

[0032] 本发明利用一对一方法对二分支持向量机进行三分类模型的构造,极 大的提高了运动状态检测过程的实时性。通过投票机制对三个支持向量机 输出结果进行确定,能够很好的降低错误率,且在线分类器的构造参数是 由离线模型训练得到,省去了大量的运算过程,减少了了分类器运行所占 的内存空间,极大的提高了模型的运算速率,相比目前基于训练后的非实 时的运动状态检测手段具有更加明显的监测优势和实用价值。

[0033] 本發明所訓練的分類模型具有很好的可移植性能,能夠滿足固定式、移動式、便 携式等不同的应用需求,进而可以根据不同的康复训练场景选 择合适的运行存储介质。

[0034] 本发明能够对康复训练患者在进行康复训练时进行运动状态感知,在 患者进行 康复训练的同时监测患者运动状态,对训练过程中的训练状态自 动分类并输出结果,输出的 识别结果可以用于康复方案调整的依据,从而 避免患者因过度训练而带来的二次损伤。

附图说明

[0035] 构成本发明的一部分的说明书附图用来提供对本发明的进一步理解, 本发明的 示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不 当限定。

[0036] 图1为本发明一个或多个实施例中融合心电和肌电特征的康复训练运 动状态监 测方法流程图;

[0037] 图2为本发明一个或多个实施例中涉及的心电信号预处理过程图;

[0038] 图3为本发明一个或多个实施例中涉及的肌电信号预处理过程图;

[0039] 图4为本发明一个或多个实施例中涉及的心电信号特征提取过程图;

[0040] 图5为本发明一个或多个实施例中涉及的半腱肌肌电信号特征提取过 程图;

[0041] 图6为本发明一个或多个实施例中涉及的胫骨前肌肌电信号特征提取 过程图;

[0042] 图7为本发明一个或多个实施例中涉及的融合系数向量粒子种群寻优 过程图;

[0043] 图8为本发明一个或多个实施例中涉及的信号获取装置与上位机监测 系统原理 框图。

具体实施方式

[0044] 应该指出,以下详细说明都是示例性的,旨在对本发明提供进一步的 说明。除非 另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本发明所属 技术领域的普通技术人员

通常理解相同含义。

[0045] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本发明的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0046] 在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0047] 实施例一

[0048] 本实施例公开了一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法,如图1所示,包括以下步骤:

[0049] 步骤1:接收生理信号获取装置传输的心电信号和肌电信号,及相应的运动状态,并进行存储和预处理。

[0050] 其中,所述预处理具体包括:将所述两种信号按照采样时间先后顺序对信号获取装置每秒内采集的两种信号分别进行预处理,并且所述信号监测终端对信号获取装置每秒内采集两种信号的处理方法均相同,预处理过程主要包括信号滤波、时间窗处理以及心电R波标记。

[0051] 本实施例中,采集的肌电信号为下肢肌电信号,采集肌肉为左腿胫骨前肌和左腿半腱肌,进行下肢康复训练运动状态监测。

[0052] 运动状态由测试者反馈得到,具体地,测试者按计划进行下肢步态训练,以15分钟为一个训练周期,训练50个周期,周期间隔大于1小时,根据RPE量表,以30s为周期汇报自己的运动状态感受,记录此时的运动状态值(松弛:-1,正常:0,疲劳:1)。

[0053] 具体地,所述步骤1包括:

[0054] 步骤1.1:心电信号的预处理过程包括利用100Hz经典巴特沃低通滤波器去除高频噪声、自适应50Hz陷波器去除50Hz工频干扰、经验模态分解算法去除信号的低频噪声漂移、小波变换模极大值对方法检测心电信号R波并标记峰值对应的时间;

[0055] 步骤1.2:肌电信号的预处理过程包括500Hz经典巴特沃低通滤波器去除高频噪声、自适应50Hz陷波器去除50Hz工频干扰,经验模态分解算法去除信号的低频噪声漂移。

[0056] 步骤1.3:对两种信号进行时间窗处理,提高信号特征的检测效率和速率。时间窗长度为4s,窗移为1s。

[0057] 图2为本发明一个或多个实施例中涉及的心电信号预处理过程图;其中图2(a)为采集的原始心电信号时域波形图,图2(b)为在图2(a)基础上对信号进行低通滤波后的时域波形图,图2(c)为在图2(b)基础上去除50Hz工频噪声后的心电信号时域波形图,图2(d)为在图2(c)基础上去除信号中的低频噪声并标记信号R波和时间窗后的时域波形图。图3为本发明一个或多个实施例中涉及的肌电信号预处理过程图,其中图3(a)为采集的原始肌电信号时域波形图,图3(b)为在图(a)基础上对信号进行低通滤波后的时域波形图,图3(c)为在图3(b)基础上为去除50Hz工频噪声后的肌电信号时域波形图,图3(d)为在图3(c)基础上去除信号中的低频噪声并标记时间窗后的时域波形图。

[0058] 步骤2:对所述心电信号和肌电信号进行特征提取。

[0059] 对于所述心电信号和肌电信号,分别按照采样时间先后顺序,对每秒内采集的两种信号进行时域、频域的仿真分析,提取具有表征训练运动状态的重要特征。

[0060] 具体地,对于心电信号,提取的时域特征包括:心电间期序列均值,频域特征包括:心电间期序列低频段功率、心电间期序列低高频段功率比;对于肌电信号,提取的时域特征包括:半腱肌积分肌电值、半腱肌均方根值,频域特征包括:肌电平均功率频率、肌电中位频率。

[0061] 图4为本发明一个或多个实施例中涉及的心电信号特征提取过程图;图4中左图为提取的心电间期序列均值特征图,图4中中间图 为提取的心电间期序列低频段功率特征图,图4中右图为提取的心电间期序列低高频段功率比特征图。图5为本发明一个或多个实施例中涉及的半腱肌肌电信号特征提取过程图;其中图5(a)为提取的半腱肌肌电信号积分肌电值特征图,图5(b)为提取的半腱肌肌电信号均方根值特征图,图5(c)为提取的半腱肌肌电信号肌电平均功

[0062] 步骤3:基于随机的融合系数向量,将心电信号和肌电信号的特征进行融合,得到融合特征向量。

[0063] 基于粒子群算法将步骤2中获取的不同运动状态的信号特征进行特征融合分析。具体地,分别用 $f_i = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{ia}]$ 、 $e_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ib}]$ ($i=1, 2, \dots, n$)表示心电、肌电的特征样本向量,其中a、b为向量维数,n为样本个数。定义融合系数向量 $d = [d_1, d_2, \dots, d_{a+b}]$,则ECG与sEMG融合特征向量为: $x_i = [d_1 f_{i1}, \dots, d_a f_{ia}, d_{a+1} e_{i1}, \dots, d_{a+b} e_{ib}]$, $i=1, 2, \dots, n$,基于融合系数向量d组成的融合特征矩阵为: $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$,将X分为训练集 X_P 和测试集 X_T ,其中 X_P 用于训练分类器, X_T 用于检测的分类器的分类效果。本实施例中,向量维数 $a=3$ 、 $b=8$,n为样本个数,n大于100。

[0064] 步骤4:根据融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识别模型;并采用粒子群算法,对融合系数向量进行寻优,得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型。

[0065] 此处采用的分类器主要是基于“一对一”方法构造的多分类支持向量机。本实施例采用OVO方法构造3个二分类支持向量机。假设训练集 X_P 有m组样本,对应的类别为 Y_P , $X_P = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, $Y_P = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$, $y_i \in \{-1, 0, 1\}$ 、其中 $y_i = -1, 0, 1$ 分别表示为松弛、正常、疲累的运动状态。

[0066] 选取径向基函数作为支持向量机的核函数:

$$[0067] \quad \phi(x, x_i) = \exp\left(-\|x - x_i\|_{\sigma^2}^2\right)$$

[0068] 当 $\phi(x, x_i)$ 正定的情况下,将寻找最优超平面的问题转化为凸二次规划问题:

$$[0069] \quad \min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \|\eta\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad s.t. \begin{cases} y_i (\omega \cdot \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, \quad i=1, 2, \dots, N \end{cases}$$

[0070] 引入Lagrange系数 α 将凸二次规划问题变为其对偶问题,进一步求解对偶问题得到最优解 α^* 、 η^* 和 b^* 。

[0071] 最终单个基于径向基核的支持向量机的分类函数可表示为:

$$[0072] \quad f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i \phi(x, x_i) + b^*\right)。$$

[0073] 所述步骤4具体包括:

[0074] 步骤4.1:粒子群初始化:定义随机融合系数矩阵 $D = [d_1, d_2, \dots, d_q]^T$ 为初始粒子

群,其中 $d_j = [d_{j1}, d_{j2}, \dots, d_{ja+b}]$ 为融合系数向量, $\sum_{k=1}^{a+b} d_{jk} = a + b$ $j=1, 2, \dots, q$ 。初始化

最大迭代次数、粒子群规模 q 、学习因子 c_1 、 c_2 、惯性权重 ω 等。

[0075] 步骤4.2:训练支持向量神经网络并计算粒子适应度:利用粒子对应的融合系数对特征样本进行融合,得到特征融合矩阵 $X = [X_P, X_T]$,其中 X_P ,用以对向量神经网络训练得到分类函数 $f(x)$,并用测试集 X_T 对 $f(x)$ 检测得到粒子适应度 $h(d)$,此处粒子适应度即为分类函数的分类精度。由每组粒子的适应度 $h(d)$,根据式 $h_p = \max(h(d))$, $h_g = \max(h_p)$ 更新个体和种群最佳适应度 h_p 、 h_g ;

[0076] 步骤4.3:判断种群适应度是否符合期望,即种群最佳适应度 $h_g > h_e$ (期望适应度),若不符合,执行步骤4.4,若符合,直接执行步骤4.5。

[0077] 步骤4.4:进行粒子群更新,即更新融合系数向量,并由式

$$v_{i+1} = \omega \times v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (h_p(i) - x_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (h_g(i) - x_i)$$

更新粒子速度 v_{i+1} 和位置

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1}$$

x_{i+1} ,产生新的种群,其中 $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 上的随机数;基于更新后的融合系数向量对心电信号和肌电信号进行特征融合,然后返回步骤4.1;

[0078] 步骤4.5:输出当前融合系数向量作为最优融合系数向量。

[0079] 至此,得到基于改进粒子群优化-支持向量机的心电肌电特征融合离线分类模型。本实施例中,根据期望的运动状态识别精度95%,确定粒子的适应度为95%,根据信号的复杂程度和上位机终端监测系统的处理能力等确定粒子种群规模为2000。通过粒子群寻优迭代进行运动状态离线模型的训练。

[0080] 步骤5:将最优融合系数向量和模型参数应用于多分类运动状态识别在线模型,进行运动状态实时监测。

[0081] 当离线模型达到期望识别精度时,将最优融合矩阵系数输出、“一对一”方法构建的多分类支持向量机的分类函数及参数输出到在线应用模型。并且所述检测系统终端的在线监测运动状态的模型和步骤4训练的离线模型具有相同的构造方法。

[0082] 心电信号中蕴含人体运动神经功能状态的大量信息,在肌体状态、情绪估计等领域应用较成熟。利用心电信号中的多维时域、频域、时频域及非线性动力学特征可以很好的反映出受试者副交感神经的活跃程度和活跃趋势变化,可以在一定程度上与肌电信号的分析结果进行相互校正,进而判定受试者处于哪种运动状态,提高了运动状态检测的可靠性和准确性,实现了对患者康复训练运动状态的实时监测,进而可作为康复训练任务强度和控制策略实时调整的依据,增强康复训练的效果,避免因过度训练而带来的二次损伤。

[0083] 实施例二

[0084] 一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测系统,包括:上位机,以及与所述上位机连接的生理信号获取装置。其中,

[0085] 生理信号获取装置,用于根据设定的采样频率对测试者的心电和肌电 信号进行采集,并将采集的信号同步传输到上位机。

[0086] 具体地,根据人体的生理学结构,确定用于康复训练运动的主要相关 肌肉位置,其中确定肌腹的位置为无线传感的采集位置,其中心电传感器 的采集位置为左锁骨中线与第五肋间的交点。在保证仪器与上位机通迅速 率的前提下为保证信号的完整性,将采样频率设置为仪器最大支持采样频 率。患者依照制定的运动轨迹、幅度、时间周期等进行康复训练,根据测 试者的反馈详细记录每段信号的代表的运动状态程度和测试时间、信号来 源等并进行excel表格格式的存储。

[0087] 本实施例中,所述生理信号获取装置为Delsys全无线生理电信号测试 系统,主要包括2.4GHz无线生理信号传感器、无线信号接收器、信号集中 器、USB通信模块等;生理信 号采集装置的采样频率为2000Hz。所述上位 机系统环境为PC/Windows10,软件环境为 Matlab2016a;将生理信号获取装 置上电并与上位机终端程序连接,通过设置匹配的IP地 址打开生理信号获 取装置的数据流通道,进行生理信号采集。

[0088] 本发明采用无线便携式传感器,能够适应更多的康复训练场景,减少 受试者使用 过程中的不适。相较目前常用的“关节姿态变化”、“面部表情”、“眼电”和“脑电”等运动状 态识别方法,它的适用群体更加广泛,且受主观 因素影响较小,是一种非侵入式、无线检测 手段,方便且易于被患者接受 的客观量化运动状态的研究方法,相比目前基于复杂线束的 传感模组具有 更好的可操作性和人机体验。

[0089] 上位机,用于基于采集的心电和肌电信号,对运动状态进行监测。具 体地,执行以 下步骤:

[0090] 步骤1:接收生理信号获取装置传输的心电信号和肌电信号,及识别相 应的运动 状态,并进行存储和预处理。

[0091] 步骤2:对所述心电信号和肌电信号进行特征提取。

[0092] 步骤3:基于随机的融合系数向量,将心电信号和肌电信号的特征进行 融合,得到 融合特征向量。

[0093] 步骤4:根据融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识 别模型;并 采用粒子群算法,对融合系数向量进行寻优,得到最优融合系 数向量和多分类运动状态识 别离线模型。

[0094] 步骤5:将最优融合系数向量和模型参数应用于多分类运动状态识别在 线模型, 进行运动状态实时监测。

[0095] 实施例三

[0096] 本实施例的目的是提供一种电子设备。

[0097] 一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器 上运行的计 算机程序,所述处理器执行所述程序时实现以下步骤,包括:

[0098] 步骤1:接收生理信号获取装置传输的心电信号和肌电信号,及识别相 应的运动 状态,并进行存储和预处理。

[0099] 步骤2:对所述心电信号和肌电信号进行特征提取。

[0100] 步骤3:基于随机的融合系数向量,将心电信号和肌电信号的特征进行 融合,得到 融合特征向量。

[0101] 步骤4:根据融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识别模型;并采用粒子群算法,对融合系数向量进行寻优,得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型。

[0102] 步骤5:将最优融合系数向量和模型参数应用于多分类运动状态识别在线模型,进行运动状态实时监测。

[0103] 实施例四

[0104] 本实施例的目的是提供一种计算机可读存储介质。

[0105] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时执行以下步骤:

[0106] 步骤1:接收生理信号获取装置传输的心电信号和肌电信号,及识别相应的运动状态,并进行存储和预处理。

[0107] 步骤2:对所述心电信号和肌电信号进行特征提取。

[0108] 步骤3:基于随机的融合系数向量,将心电信号和肌电信号的特征进行融合,得到融合特征向量。

[0109] 步骤4:根据融合特征向量,基于支持向量机,学习多分类运动状态识别模型;并采用粒子群算法,对融合系数向量进行寻优,得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型。

[0110] 步骤5:将最优融合系数向量和模型参数应用于多分类运动状态识别在线模型,进行运动状态实时监测。

[0111] 以上实施例二-四的装置中涉及的各步骤与方法实施例一相对应,具体实施方式可参见实施例一的相关说明部分。术语“计算机可读存储介质”应该理解为包括一个或多个指令集的单个介质或多个介质;还应当被理解为包括任何介质,所述任何介质能够存储、编码或承载用于由处理器执行的指令集并使处理器执行本发明中的任一方法。

[0112] 以上一个或多个实施例具有以下技术效果:

[0113] 本发明融合了心电和肌电信号特征进行康复训练过程中的运动状态检测,极大的提高了检测的准确度。心电信号中蕴含人体运动神经功能状态的大量信息,在肌体状态、情绪估计等领域应用较成熟,本发明利用心电信号中的多维时域、频域、时频域及非线性动力学特征可以很好的反映出与受试者运动状态相关的副交感神经的活跃程度和活跃趋势变化,与肌电信号特征进行融合可以有效的增加特征中包含的有效信息,提高特征对不同运动状态的表征能力,进而判定受试者处于哪种运动状态,相较于基于单纯依靠肌电信号特征融合、依靠心电肌电特征组合检测的准确性有很大提高。

[0114] 本发明利用粒子群优化算法对提取的高维运动状态特征不断进行融合系数的优化,通过大规模粒子群的迭代寻优,寻找到最合适的融合系数向量,进而合理的分配了不同特征的权重,极大的降低了特征间的耦合与冗余,进而对提高分类函数的泛化性能和分类精度起到重要作用,且识别精度相比于未经融合的心电肌电组合运动状态特征得到明显提高。

[0115] 本发明利用一对一方法对二分支持向量机进行三分类模型的构造,极大的提高了运动状态检测过程的实时性。通过投票机制对三个支持向量机输出结果进行确定,能够很好的降低错误率,且在线分类器的构造参数是由离线模型训练得到,省去了大量的运算

过程,减少了了分类器运行所占 的内存空间,极大的提高了模型的运算速率,相比目前基于训练后的非实 时的运动状态检测手段具有更加明显的监测优势和实用价值。

[0116] 本发明在提取特征之前对信号进行了详细的、深层次的预处理工作,有效的滤除了信号中的低频、工频、高频噪声,能够保证信号中提取的特 征具有更多的有效信息,对提高训练模型的准确率有重要作用。

[0117] 本发明采用无线便携式传感器,能够适应更多的康复训练场景,减少 受试者使用过程中的不适。相较目前常用的“关节姿态变化”、“面部表情”、“眼电”和“脑电”等运动状态识别方法,它的适用群体更加广泛,且受主观 因素影响较小,是一种非侵入式、无线检测手段,方便且易于被患者接受 的客观量化运动状态的研究方法,相比目前基于复杂线束的传感模组具有 更好的可操作性和人机体验。

[0118] 本發明所訓練的分類模型具有很好的可移植性能,能夠滿足固定式、移動式、便攜式等不同的應用需求,進而可以根據不同的康復訓練場景選 擇合適的運行存儲介質。

[0119] 本发明能够对康复训练患者在进行康复训练时进行运动状态感知,在 患者进行康复训练的同时监测患者运动状态,对训练过程中的训练状态自 动分类并输出结果,输出的识别结果可以用于康复训练任务强度和控制策 略实时调整的依据,增强患者康复训练的效果,避免因过度训练而带来的 二次损伤。

[0120] 本领域技术人员应该明白,上述本发明的各模块或各步骤可以用通用 的计算机装置来实现,可选地,它们可以用计算装置可执行的程序代码来 实现,从而,可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行,或者将它们分别制作成各个集成电路模块,或者将它们中的多个模块或步骤制作成 单个集成电路模块来实现。本发明不限制于任何特定的硬件和软件的结合。

[0121] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于 本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精 神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明 的保护范围之内。

[0122] 上述虽然结合附图对本发明的具体实施方式进行了描述,但并非对本 发明保护范围的限制,所属领域技术人员应该明白,在本发明的技术方案 的基础上,本领域技术人员不需要付出创造性劳动即可做出的各种修改或 变形仍在本发明的保护范围以内。

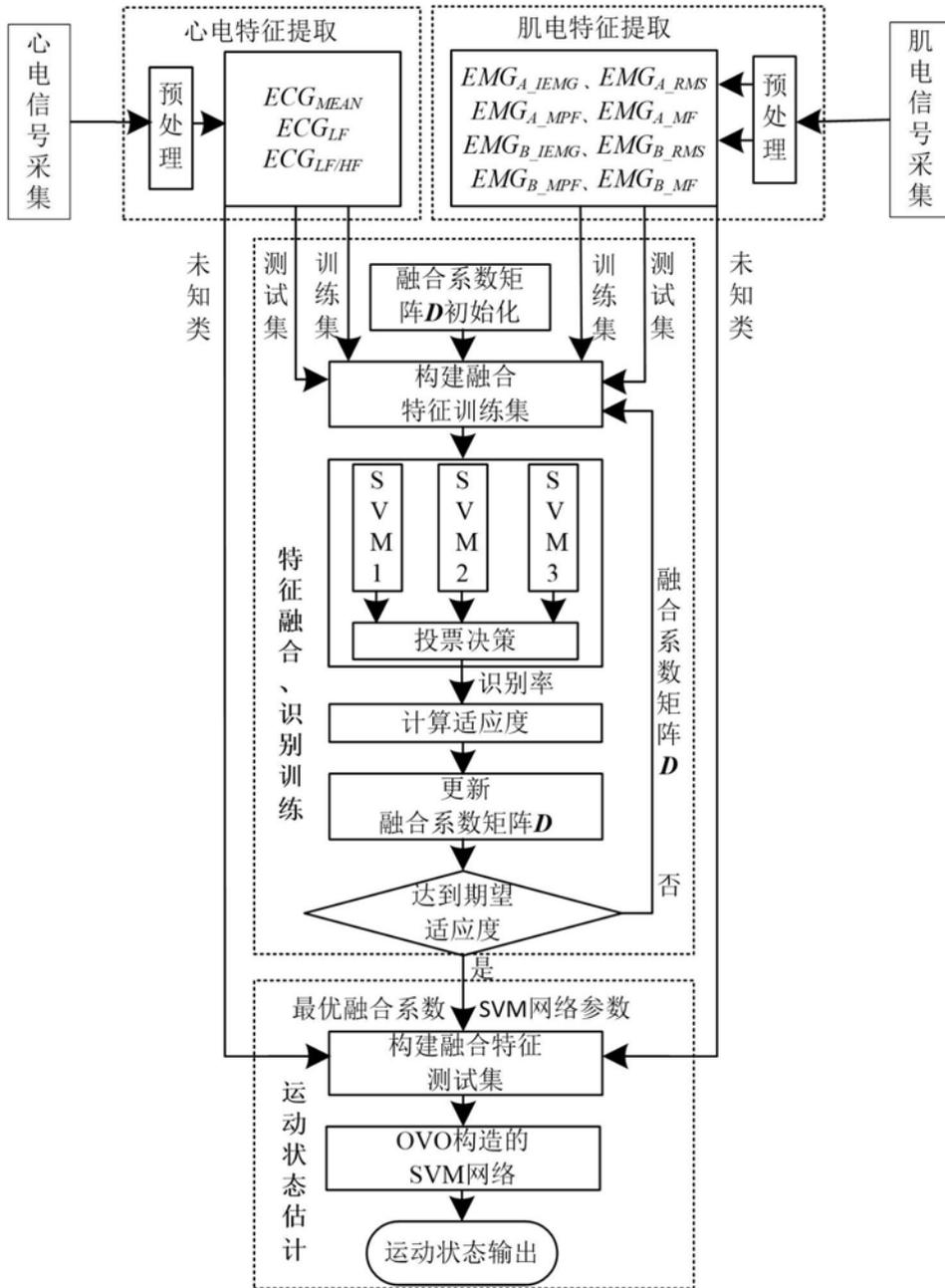


图1

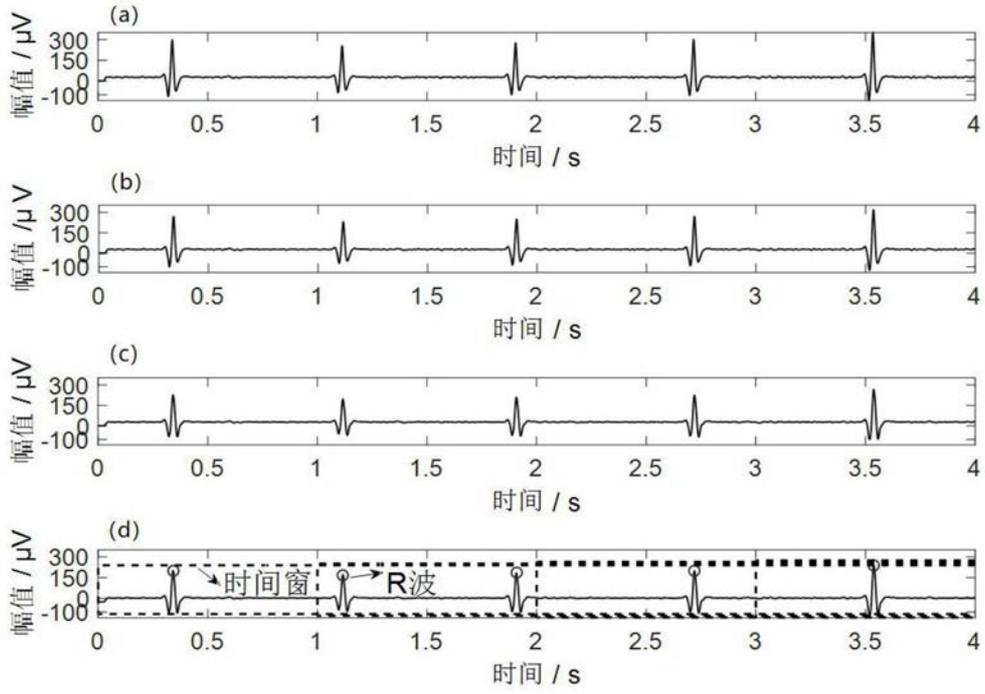


图2

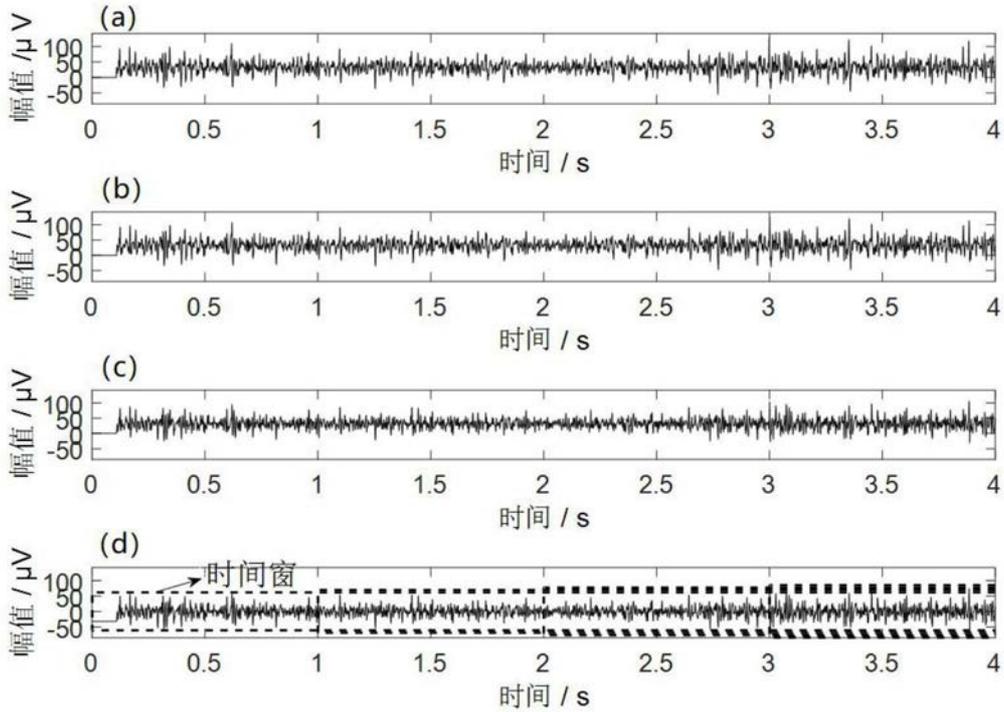


图3

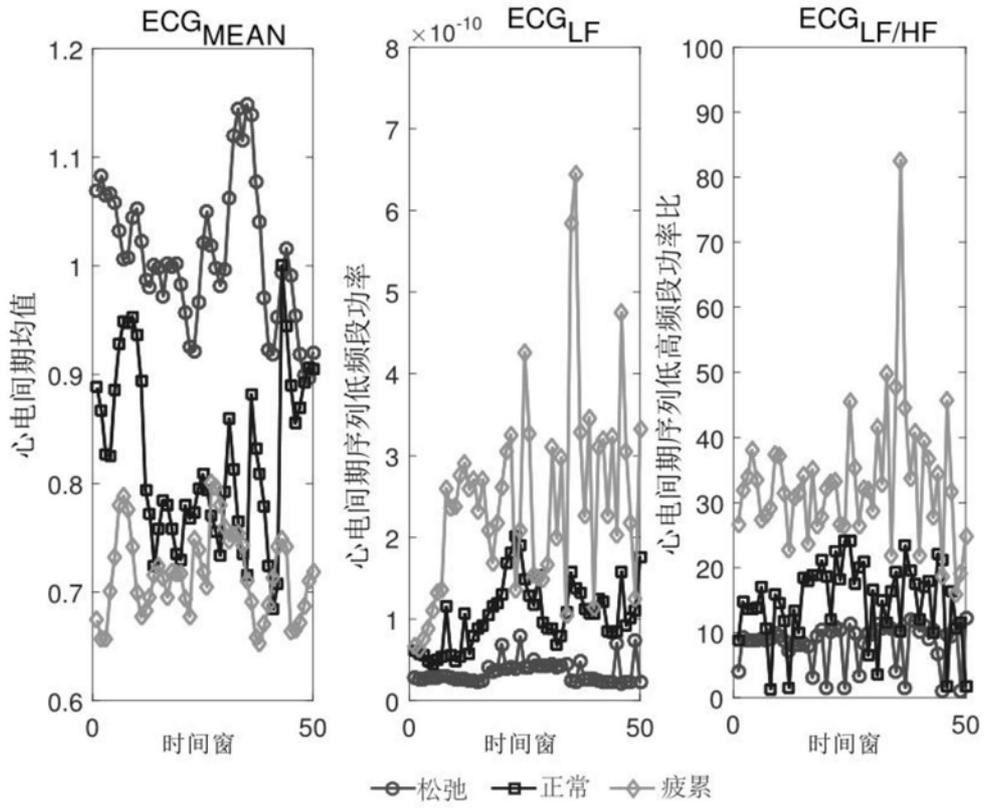


图4

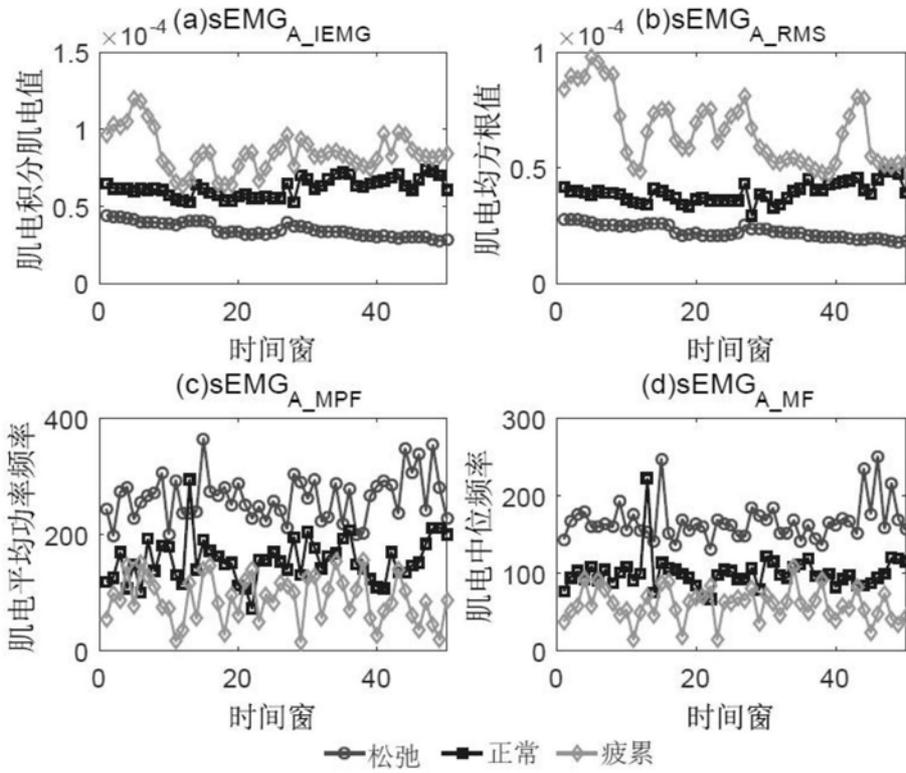


图5

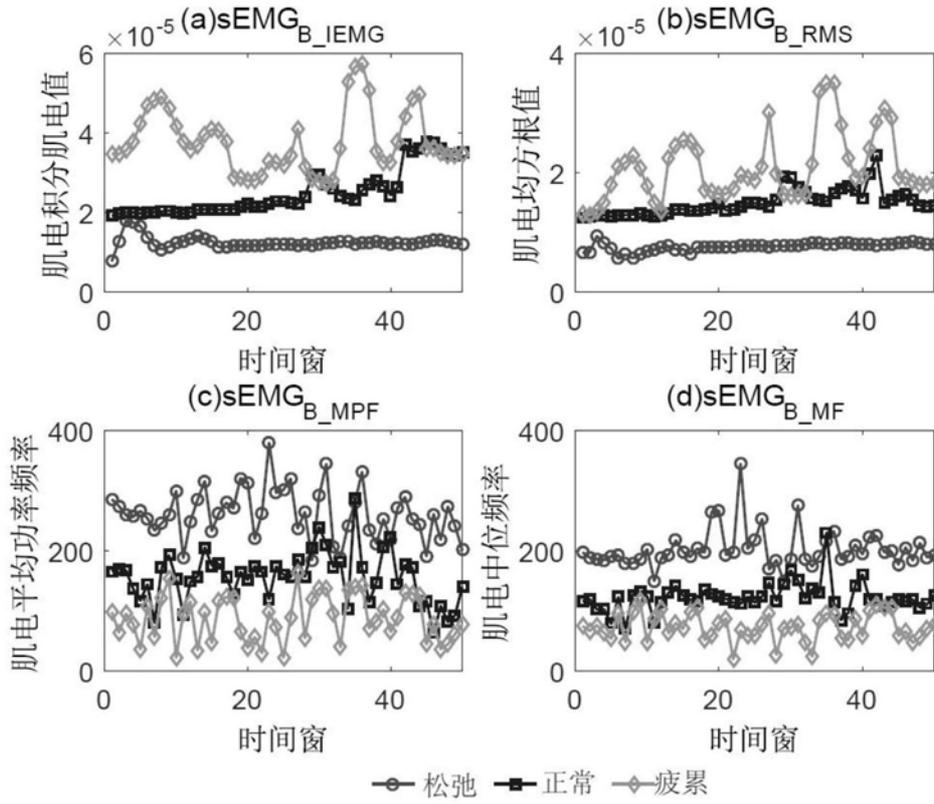


图6

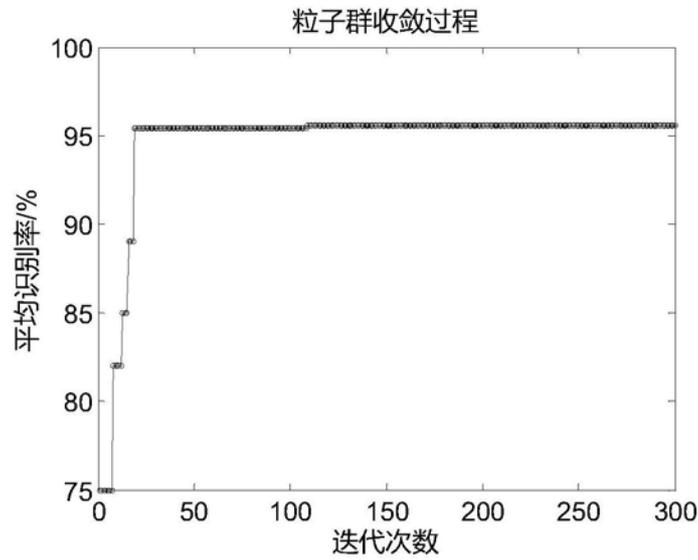


图7

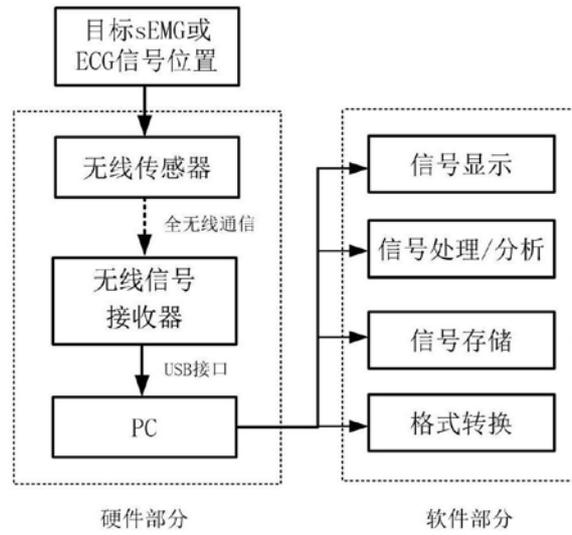


图8

专利名称(译)	一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法及系统		
公开(公告)号	CN110974212A	公开(公告)日	2020-04-10
申请号	CN201911260145.4	申请日	2019-12-10
[标]申请(专利权)人(译)	曲阜师范大学		
申请(专利权)人(译)	曲阜师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	曲阜师范大学		
[标]发明人	曹佃国 武玉强 解学军 陈威 张敬宇		
发明人	曹佃国 武玉强 解学军 苑尧尧 陈威 王加帅 张敬宇		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0488 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0488 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267 A61B5/7271		
代理人(译)	黄海丽		
优先权	201911082725.9 2019-11-07 CN		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种融合心电和肌电特征的康复训练运动状态监测方法及系统，包括：获取心电信号和肌电信号并分别进行特征提取；基于随机的融合系数向量进行特征融合，得到融合特征向量；采用融合特征向量，基于支持向量机，学习多分类运动状态识别模型；并采用粒子群算法，对融合系数向量进行迭代寻优，得到最优融合系数向量和多分类运动状态识别离线模型；基于实时采集的心电信号和肌电信号的融合特征向量，进行运动状态识别。本发明融合了心电和肌电信号进行运动状态检测，准确性和可靠性有很大提高，实现了对患者康复训练运动状态的实时监测，可作为康复训练任务强度和控制策略实时调整的依据，增强康复训练效果，避免过度训练带来的二次损伤。

