



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110313900 A

(43)申请公布日 2019.10.11

(21)申请号 201910676157.9

(22)申请日 2019.07.25

(71)申请人 大连理工大学

地址 116024 辽宁省大连市甘井子区凌工  
路2号

(72)发明人 邱天爽 杨佳

(74)专利代理机构 大连理工大学专利中心

21200

代理人 李晓亮 潘迅

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书3页 说明书8页 附图4页

## (54)发明名称

一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法

## (57)摘要

一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法,属于涉及医学及生理信号的分析与分类技术领域。采用中值滤波和小波变换的方式对脉搏波信号进行预处理,在时域和时频域方面对脉搏波信号进行分析,提取特征参数。利用深度学习的方法进行样本训练,获取建立预测模型进行分类识别,从而分类膝关节健康状况、不同膝关节疾病、严重程度等级及术后患者恢复等级。通过该模型设计可实际应用的膝关节内部信息分类识别装置。本发明的分类效果性能良好,对膝关节健康状况、不同膝关节疾病、严重程度等级及术后患者恢复状况的分类识别具有良好的准确度。本发明通过便携的膝关节摆动信号采集装置即可进行分类识别,有助于改善膝关节疾病判断、分类识别的便携性。



1. 一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法,其特征在于,所述的分类方法基于深度学习,将膝关节摆动信号及其特征参数作为输入数据集,对膝关节摆动信号进行分类,训练得到可以分类的模型,包括以下步骤:

第一步,采集膝关节摆动信号

采集受试者的VAG信号,记录膝关节摆动信号;专家对采集得到的信号进行健康、患病以及膝关节不同疾病、严重程度、手术后3个月、6个月、12个月时恢复状况进行标注作为监督分类的金标准;

第二步,对采集得到的膝关节摆动信号进行预处理

采用中值滤波法对膝关节摆动信号去除基线漂移干扰;采用小波变换对膝关节摆动信号去除噪声;

第三步,基于非线性随机信号分析的相关理论,对预处理之后的膝关节摆动信号进行时域、时频域上的特征参数的提取和分析,特征参数包括时域上的平均包络幅度、均方值方差和时频域上的分形标度指数、广义分形维数,得到对膝关节摆动信号分类程度较高的特征参数;具体步骤如下:

3.1) 在时域上,提取平均包络幅度这个特征参数,对膝关节摆动信号时域的波形进行每10个点中最大最小值的识别,利用三次样条插值的方法拟合出曲线的上下包络,求得上下包络幅度,进而求取平均包络幅度,其公式如下:

$$K = \frac{M_{\max} - M_{\min}}{M_m}$$

其中,K表示平均包络幅度, $M_{\max}$ 表示上包络幅度, $M_{\min}$ 表示下包络幅度, $M_m$ 表示包络幅值绝对值的平均值,即  $M_m = \frac{1}{n} |M(n)|$ ,

3.2) 在时域上,提取均方值方差作为特征参数,通过均方值方差描述一段时间范围内的分散程度,其中均方值为信号平方的均值,其公式如下:

$$S_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i(t) - \overline{y(t)})^2$$

其中, $S_m$ 表示均方值方差,n表示信号个数, $y_i(t)$ 表示第i个信号, $\overline{y(t)}$ 表示原信号的均值;

3.3) 在时频域上,采用多重分形去趋势波动分析方法提取非平稳时间序列的多重分形特征,依据DFA的方法计算膝关节摆动信号的分形标度指数、广义分形维数作为特征参数;原始信号用x表示,求取步骤如下:

(1) 计算信号的累计离差:

$$y(i) = \sum_{n=1}^i (x_n - \bar{x}), i = 1, 2, 3, \dots, N$$

其中, $\bar{x}$ 为信号均值, $x_n$ 为第n个信号,N为信号个数;

(2) 将累积离差y(i)等分为 $N_m$ 个时间长度为m的子区间,即 $N_m = N/m$ ;若离差序列能被整除,则直接用上述公式计算;若不能整除,改进的方法为从前向后取 $N_m$ 个长度为m的区间,

再从最后一个数据向前取长度为 $m$ 的 $N_m$ 个区间,以此构成新的子区间,其中子区间个数为 $2N_m$ 个;

(3) 对子区间中的信号进行去趋势分析,采用多项式拟合的方法得到信号波动趋势,并且用原始信号减去拟合的波动趋势,将趋势去除;

(4) 计算每个子区间滤去趋势后的方差,公式如下:

$$F^2(s, m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^s \{ [y[(s-1)m+i]] - y_s(i) \}^2, s=1, 2, \dots, N_m$$

其中, $s$ 为子区间的个数, $m$ 为每个子区间的长度, $i$ 为第 $i$ 个子区间, $y_s(i)$ 为第 $i$ 个子区间的信号;

(5) 计算标准DFA的 $q$ 阶波动函数,公式如下:

$$F_q(m) = \left[ \frac{1}{2N_m} \sum_{s=1}^{2N_m} F^2(s, m)^{\frac{q}{2}} \right]^{\frac{1}{q}}$$

其中, $q$ 为波动函数阶数;

(6) 对 $F_q(m) - m^{h_q}$ 做双对数关系图像,其得到散点图观察分析可确定波动函数的标度指数 $h(q)$ ,  $F_q(m) \propto m^{h_q}$ ,对 $F_q(m)$ 和 $m$ 用最小二乘法线性拟合得到斜率 $h(q)$ ;  $q=2$ 时的 $h(2)$ 称为Hurst指数 $H$ ,也称为分形标度指数,以此作为一个特征参数;另外通过这种方法,还可以提出广义分形维度为特征参数,公式如下:

$$D_q = \frac{qh(q)-1}{q-1}$$

第三步,构建输入的训练数据集和测试数据集,具体步骤如下:

3.1) 将去噪后的膝关节摆动信号数据进行数据扩增,采用滑动窗的方法进行分割;

3.2) 将四个特征参数值构成特征参数集,与原始数据按照1:4的权重构建输入数据集;

3.3) 对3.2)划分所得信号进行线性归一化处理;所用尺度变换为:  $X = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$ ;其

中, $X$ 表示信号, $X_{\max}$ 表示信号中最大值, $X_{\min}$ 表示信号中最小值;

3.4) 归一化处理后,按照专家给的标定作为金标准,按照不同的分类问题对输入数据集给定标签,将输入数据集按照不同分类问题分成训练集和测试集;其中训练集数量约占整个输入数据集的70%,测试集约占整个输入数据集的30%;

第四步,通过基于深度学习的方法构建模型,利用模型对膝关节摆动信号进行分类识别;采用以下两种方法构建模型,具体如下:

方法一:

依据深度学习方法,采用LSTM-RNN网络提取特征,对第三步得到的训练集进行学习训练并用测试集数据测试,训练出可以实现正常与异常的分类模型,对异常信号数据再次进行训练测试,训练出可以对不同膝关节疾病进行多分类的模型;对不同膝关节疾病的信号数据进行等级程度的划分,训练出可以确定患病的等级程度的模型,并对膝关节术前术后患者膝关节摆动信号进行训练,得到可以判断患者术后恢复不好、恢复良好和康复的模型;

4.1) 对膝关节是否健康的分类,分类为健康与不健康;第三步得到的输入数据集中包括专家已进行标注的健康、不健康人群的膝关节摆动信号;将训练集输入深度学习网络,进行样本训练得到模型后利用测试集进行测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度;得到对膝关节是否健康的分类模型;所述的输入数据集包含训练集和测试集;

4.2) 对不健康的数据集继续进行分类,将不健康数据重新按照不同疾病给定标签,作为输入数据集,将输入数据集分成训练集和测试集;训练集数据输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度;得到可以从膝关节摆动信号来区分不同膝关节疾病的分类模型;

4.3) 对不同的膝关节疾病继续进行分类,区分不同膝关节疾病的严重程度等级;根据临床经验,将膝关节疾病严重程度分为四个等级,按照不同疾病的不同等级给定输入数据集标签,将输入数据集分为训练集和测试集,训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度;得到可以对膝关节摆动信号来对不同膝关节疾病严重程度等级分类的模型;

4.4) 对已经进行膝关节手术的病人进行术前术后检测对比,观察病人恢复情况,得到可判断术后恢复的模型;将膝关节疾病病人手术前、手术后及术后3个月、半年、9个月、12个月的数据作为输入数据集,按照不同恢复状况给定标签,将输入数据集分为训练集和测试集,训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度;得到可以对膝关节摆动信号来判断膝关节术后恢复程度的模型;

方法二:

第三步处理后的输入数据集为一维时间序列的数据,对其做小波变换,得到时频域上的小波变换图像,将一维信号输入变为二维信号输入,将所有数据的小波变换图像作为新的数据集构成训练集和测试集,其中训练集约占输入数据的70%;再进行分类识别,依据深度学习方法,采用CNN网络提取特征,对训练集进行学习训练并用测试集数据测试,训练出可以实现正常与异常的分类模型,对异常信号数据再次进行训练测试,训练出可以对不同膝关节疾病进行多分类的模型;对不同膝关节疾病的信号数据进行等级程度的划分,训练出可以确定患病的等级程度的模型,并对膝关节术前术后患者膝关节摆动信号进行训练,得到可以判断患者术后恢复不好、恢复良好和康复的模型。

## 一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及医学及生理信号的分析与分类技术领域,涉及到膝关节摆动信号的特征参数的分析与提取,特别涉及到利用已采集的膝关节摆动信号基于深度学习的方法进行分类识别。

### 背景技术

[0002] 膝关节疾病现多采用关节镜和CT、MRI的检测方法进行检测,其中关节镜为有创检查,存在给病人带来创口加大痛苦,检测过程不方便且检测时间长等缺点;CT、MRI设备大,费用高且无法提供早期诊断。如果能利用膝关节摆动信号,会显著改善膝关节疾病的检测的方便程度和普及性。目前,有关膝关节摆动信号的研究中,多采用提取膝关节摆动信号特征参数的方法,利用支持向量机等分类器基于机器学习的方法对膝关节摆动信号进行分类,区分膝关节健康与不健康的状况、某种疾病的严重程度。但是,这些方法只利用了一部分膝关节摆动信号的特征信息,无法将膝关节摆动信号的原始信号中蕴含的更多的信息利用。因此对于膝关节健康程度的分类精度还有待提高。并且,对于一部分不同的膝关节疾病的特征也有所差异,因此提出一种基于深度学习的方法来分类膝关节摆动信号将具有更重要的意义。

### 发明内容

[0003] 本发明的主要目的是解决现有技术问题,提供一种以深度学习和膝关节摆动信号分析为基础,可以对膝关节摆动信号进行更精确的分类分析的辅助医疗手段。

[0004] 为了达到上述目的,本发明采用的技术方案为:

[0005] 一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法,本发明基于深度学习的方法,将膝关节摆动信号及其特征参数作为输入数据集,对膝关节摆动信号进行分类,训练得到可以分类的模型,包括以下步骤:

[0006] 第一步,采集膝关节摆动信号

[0007] 采集受试者的VAG信号,在膝关节伸展与弯曲的摆动同时,在受试者的髌骨表面中间位置放置微型加速度传感器(181A02),采用USB采集仪(FSC812)以2kHz的采样速率记录膝关节摆动信号。专家对采集得到的信号进行健康、患病以及膝关节不同疾病、严重程度、手术后3个月、6个月、12个月时恢复状况进行标注作为监督分类的金标准。

[0008] 第二步,对采集得到的膝关节摆动信号进行预处理

[0009] 采用中值滤波法对膝关节摆动信号去除基线漂移干扰;采用小波变换对膝关节摆动信号去除工频干扰和肌电干扰等其他噪声。

[0010] 第三步,基于非线性随机信号分析的相关理论,对预处理之后的膝关节摆动信号进行时域、时频域上的特征参数的提取和分析,特征参数包括时域上的平均包络幅度、均方值方差和时频域上的分形标度指数、广义分形维数等,得到对膝关节摆动信号分类程度较高的特征参数。具体步骤如下:

[0011] 3.1) 在时域上,提取平均包络幅度这个特征参数,对膝关节摆动信号时域的波形进行每 10个点中最大最小值的识别,利用三次样条插值的方法拟合出曲线的上下包络,求得上下包络幅度,进而求取平均包络幅度,其公式如下:

$$[0012] \quad K = \frac{M_{\max} - M_{\min}}{M_m}$$

[0013] 其中,K表示平均包络幅度, $M_{\max}$ 表示上包络幅度, $M_{\min}$ 表示下包络幅度, $M_m$ 表示包络幅值绝对值的平均值,即  $M_m = \frac{1}{n} |M(n)|$ ,

[0014] 3.2) 在时域上,提取均方值方差来作为特征参数,通过均方值方差描述一段时间范围内的分散程度,其中均方值为信号平方的均值,其公式如下:

$$[0015] \quad S_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i(t) - \overline{y(t)})^2$$

[0016] 其中, $S_m$ 表示均方值方差,n表示信号个数, $y_i(t)$ 表示第i个信号, $\overline{y(t)}$ 表示原信号的均值。

[0017] 3.3) 在时频域上,采用多重分形去趋势波动分析方法提取非平稳时间序列的多重分形特征,依据DFA的方法计算膝关节摆动信号的分形标度指数、广义分形维数作为特征参数。原始信号用x表示,求取步骤如下:

[0018] (1) 计算信号的累计离差:

$$[0019] \quad y(i) = \sum_{n=1}^i (x_n - \bar{x}), i = 1, 2, 3, \dots, N$$

[0020] 其中, $\bar{x}$ 为信号均值, $x_n$ 为第n个信号,N为信号个数。

[0021] (2) 将累积离差y(i)等分为 $N_m$ 个时间长度为m的子区间,即 $N_m = N/m$ ,这里离差序列不一定能被整除,若可以整除,则直接用上述公式计算;若不能整除,改进的方法为从前向后取 $N_m$ 个长度为m的区间,再从最后一个数据向前取长度为m的 $N_m$ 个区间,以此构成新的子区间,其中子区间个数为 $2N_m$ 个。

[0022] (3) 对子区间中的信号进行去趋势分析,采用多项式拟合的方法得到信号波动趋势,并且用原始信号减去拟合的波动趋势,将趋势去除。

[0023] (4) 计算每个子区间滤去趋势后的方差,公式如下:

$$[0024] \quad F^2(s, m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^s \{ [y[(s-1)m + i]] - y_s(i) \}^2, s = 1, 2, \dots, N_m$$

[0025] 其中,S为子区间的个数,m为每个子区间的长度,i为第i个子区间, $y_s(i)$ 为第i个子

[0026] 区间的信号。

[0027] (5) 计算标准DFA的q阶波动函数,公式如下:

$$[0028] \quad F_q(m) = \left[ \frac{1}{2N_m} \sum_{s=1}^{2N_m} F^2(s, m)^{\frac{q}{2}} \right]^{\frac{1}{q}}$$

[0029] 其中,  $q$  为波动函数阶数。

[0030] (6) 对  $F_q(m) - m^{h_q}$  做出双对数关系图像, 其得到散点图观察分析可确定波动函数的标度指数  $h(q)$ ,  $F_q(m) \propto m^{h_q}$ , 对  $F_q(m)$  和  $m$  用最小二乘法线性拟合得到斜率  $h(q)$ 。 $q=2$  时的  $h(2)$  称为Hurst指数  $H$ , 也称为分形标度指数, 以此作为一个特征参数。另外通过这种方法, 还可以提出广义分形维度为特征参数, 公式如下:

$$[0031] \quad D_q = \frac{qh(q)-1}{q-1}$$

[0032] 第三步, 构建输入的训练数据集和测试数据集, 具体步骤如下:

[0033] 3.1) 将去噪后的膝关节摆动信号数据进行数据扩增, 采用滑动窗的方法进行分割。

[0034] 3.2) 将四个特征参数值构成特征参数集, 与原始数据按照1:4的权重构建输入数据集。

[0035] 3.3) 对3.2) 划分所得信号进行线性归一化处理。所用尺度变换为:

$$X = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}; \text{其中, } X \text{ 表示信号, } X_{\max} \text{ 表示信号中最大值, } X_{\min} \text{ 表示信号中最小值。}$$

[0036] 3.4) 归一化处理后, 按照专家给的标定作为金标准, 按照不同的分类问题对输入数据集 给定标签, 将输入数据集按照不同分类问题分成训练集和测试集。其中训练集数量约占整个 输入数据集的70%, 测试集约占整个输入数据集的30%。

[0037] 第四步, 通过基于深度学习的方法构建模型, 利用模型对膝关节摆动信号进行分类识别。构建模型的方法如下:

[0038] 方法一:

[0039] 依据深度学习技术, 采用LSTM-RNN网络提取特征, 对训练集进行学习训练并用测试集 数据测试, 训练出可以实现正常与异常的分类模型, 对异常信号数据再次进行训练测试, 训练出可以对不同膝关节疾病进行多分类的模型; 对不同膝关节疾病的信号数据进行等级程度的划分, 训练出可以确定患病的等级程度的模型, 并对膝关节术前术后患者膝关节摆动信号 进行训练, 得到可以判断患者术后恢复不好、恢复良好和康复的模型。

[0040] 4.1) 对膝关节是否健康的分类, 分类为健康与不健康; 第三步得到的输入数据集 (包含 训练集和测试集) 中包括健康、不健康人群的膝关节摆动信号 (已有专家进行标注), 现将 训练集输入深度学习网络, 进行样本训练得到模型后利用测试集进行测试, 调整深度学习网络的结构、参数、函数, 调高分类精度。得到对膝关节是否健康的分类模型。

[0041] 4.2) 对不健康的数据集继续进行分类, 区分不同的膝关节疾病, 将不健康数据重新按照 不同疾病给定标签, 作为输入数据集, 将输入数据集分成训练集和测试集。训练集数据输入 深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试, 调整深度学习网络的结构、参数、函数, 调高分类精度。得到可以从膝关节摆动信号来区分不同膝关节疾病的分类模型。

[0042] 4.3) 对不同的膝关节疾病继续进行分类, 区分不同膝关节疾病的严重程度等级, 现根据 临床经验, 将膝关节疾病严重程度分为四个等级, 按照不同疾病的不同等级给定输入数据集 标签, 将输入数据集分为训练集和测试集, 训练集输入深度学习网络进行样本训

训练得到模型 后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到可以对膝关节摆动信号来对不同膝关节疾病严重程度等级分类的模型。

[0043] 4.4) 对已经进行膝关节手术的病人进行术前术后检测对比,观察病人恢复情况,得到可判断术后恢复的模型。将膝关节疾病病人手术前、手术后及术后3个月、半年、9个月、12个月的数据作为输入数据集,按照不同恢复状况给定标签,将输入数据集分为训练集和测试集,训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到可以对膝关节摆动信号来判断膝关节术后恢复程度的模型。

[0044] 方法二:

[0045] 第三步处理后的输入数据集为一维时间序列的数据,对其做小波变换,得到时频域上的小波变换图像,将一维信号输入变为二维信号输入,将所有数据的小波变换图像作为新的数据集构成训练集和测试集,其中训练集约占输入数据的70%,再进行分类识别,依据深度学习技术,采用CNN网络提取特征,对训练集进行学习训练并用测试集数据测试,训练出可以实现正常与异常的分类模型,对异常信号数据再次进行训练测试,训练出可以对不同膝关节疾病进行多分类的模型;对不同膝关节疾病的信号数据进行等级程度的划分,训练出可以确定患病的等级程度的模型,并对膝关节术前术后患者膝关节摆动信号进行训练,得到可以判断患者术后恢复不好、恢复良好和康复的模型。

[0046] 1) 对膝关节是否健康的分类,分类为健康与不健康,方法二中得到的输入数据集(包含训练集和测试集)中包括健康、不健康人群的膝关节摆动信号(已有专家进行标注),现将训练集输入深度学习网络,进行样本训练得到模型后利用测试集进行测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到对膝关节是否健康的分类模型。

[0047] 2) 对不健康的数据集继续进行分类,区分不同的膝关节疾病,将不健康数据重新按照不同疾病给定标签,作为输入数据集,将输入数据集分成训练集和测试集。训练集数据输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到可以从膝关节摆动信号来区分不同膝关节疾病的分类模型。

[0048] 3) 对不同的膝关节疾病继续进行分类,区分不同膝关节疾病的严重程度等级,现根据临床经验,将膝关节疾病严重程度分为四个等级,按照不同疾病的不同等级给定输入数据集标签,将输入数据集分为训练集和测试集,训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到可以对膝关节摆动信号来对不同膝关节疾病严重程度等级分类的模型。

[0049] 4) 对已经进行膝关节手术的病人进行术前术后检测对比,观察病人恢复情况,得到可判断术后恢复的模型。将膝关节疾病病人手术前、手术后及术后3个月、半年、9个月、12个月的数据作为输入数据集,按照不同恢复状况给定标签,将输入数据集分为训练集和测试集,训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到可以对膝关节摆动信号来判断膝关节术后恢复程度的模型。对深度学习方法的输入数据集进行改进,尝试提高第四步中几个分类问题的分类精度。

[0050] 本发明首先采用科学有效的方法对膝关节摆动信号进行预处理并排除噪声干扰。



考虑实际情况采集过程中的抖动,采集仪器的精度等因素的存在,膝关节摆动信号数据的精度受到较大影响。选用怎样的方法进行滤波去噪的同时,保留更多的有效信息,是本项目的主要研究内容之一。同时,结合非线性随机信号处理以及膝关节医学上的知识内容,选取并提取出膝关节摆动信号中有效的特征或参数,并将其与膝关节健康状况、疾病的判断指标结合起来,提取出更多辅助诊断的有效信息。最后,利用深度学习方法进行分类识别得到基于膝关节摆动信号可以分类膝关节健康状态与非健康状态、不同膝关节疾病、膝关节疾病不同严重程度等级及术后患者恢复情况的分类模型。

[0051] 本发明的有益效果为:本发明是一种基于深度学习方法通过膝关节摆动信号对膝关节健康状况、膝关节疾病、严重程度及术后患者恢复状况进行分类识别的方法,可以实现由膝关节摆动信号得到膝关节相关的重要信息。通过便携的膝关节摆动信号采集装置,即可对膝关节内部信息进行分类,从而有助于改善膝关节疾病判断、分类识别的便携性。通过本发明可以有效、便捷、无痛无创地对膝关节内部信息进行获取并分类识别。

## 附图说明

[0052] 图1是本发明的构建检验膝关节模型的系统框图。

[0053] 图2(a)是预处理前膝关节摆动信号的时域波形图。

[0054] 图2(b)是预处理后膝关节摆动信号的时域波形图。

[0055] 图3(a)是对膝关节摆动时域信号峰峰值和峰谷值点的识别。

[0056] 图3(b)是膝关节摆动信号上包络图。

[0057] 图3(c)是膝关节摆动信号下包络图。

## 具体实施方式

[0058] 为使本发明实施的目的、技术方案和优点更加清晰,以下结合本发明的技术方案和附图作进一步详细描述:

[0059] 利用膝关节摆动信号构建可分类识别膝关节内部不同疾病信息的模型,其系统总体框图如图1所示。该方法可分为四个环节,分别为:信号预处理、特征参数的提取、数据集的构建与构建模型。其中,信号预处理部分用于对采集得到的膝关节摆动信号去除噪声干扰,特征参数提取部分是结合膝关节疾病的医学知识及非线性随机信号的分析方法进行分析,找出可区分膝关节健康状况和不同膝关节疾病、程度的特征参数,构建模型的作用是基于深度学习的方法构建出用于分类识别膝关节内部不同疾病信息的模型。具体步骤如下:

[0060] 步骤A.对采集得到的膝关节摆动信号进行预处理。

[0061] 对同步采集得到的采样频率为2000赫兹,各60000个点的膝关节摆动信号进行预处理。主要包括如下步骤:首先设置中值滤波器的窗长为100,将膝关节摆动信号通过此滤波器,得到脉搏波信号的趋势项。从原始的脉搏波信号中减去此趋势项,所得结果便是去除基线漂移后的脉搏波信号。再将所得脉搏波信号通过小波变换处理,选取coif5作为母小波函数,分解层数取前五层,以此去除工频干扰和肌电干扰等噪声。预处理前后膝关节摆动信号的时域波形图如图2(a)和图2(b)所示。

[0062] 步骤B.基于膝关节的医学方面理论知识,对预处理之后的膝关节摆动信号,进行

时域和 时频域上的特征参数提取,分析和提取平均包络幅度、均方值方差、分形标度指数、广义分形维数为特征参数进行研究。得到对膝关节健康状况及不同膝关节疾病区分度较高的特征参数。包括如下步骤:

[0063] B1.在时域上,提取平均包络幅度这个特征参数,对膝关节摆动信号时域的波形进行每 10个点中最大最小值的识别,利用三次样条插值的方法拟合出曲线的上下包络,求得上下包络幅度,进而求取平均包络幅度,其公式如下:

$$[0064] \quad K = \frac{M_{\max} - M_{\min}}{M_m}$$

[0065] 其中,K表示平均包络幅度, $M_{\max}$ 表示上包络幅度, $M_{\min}$ 表示下包络幅度, $M_m$ 表示包络幅值绝对值的平均值,即 $M_m = \frac{1}{n} |M(n)|$ ,

[0066] 如图3(a),图3(b)、图3(c)所示是对膝关节摆动信号时域信号峰峰值和峰谷值点的识别及包络图。

[0067] B2.在时域上,提取均方值方差作为特征参数,通过均方值方差来描述一段时间范围内的分散程度,其中均方值为信号平方的均值,其公式如下:

$$[0068] \quad S_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i(t) - \overline{y(t)})^2$$

[0069] 其中, $S_m$ 表示均方值方差,n表示信号个数, $y_i(t)$ 表示第i个信号, $\overline{y(t)}$ 表示原信号的均值。

[0070] B3.在时频域上,采用多重分形去趋势波动分析方法来提取非平稳时间序列的多重分形特征,依据DFA的方法计算膝关节摆动信号的分形标度指数、广义分形维数这两个特征参数。原始信号用x表示,求取步骤如下:

[0071] (1)计算信号的累计离差:

$$[0072] \quad y(i) = \sum_{n=1}^i (x_n - \bar{x}), i = 1, 2, 3, \dots, N$$

[0073] 其中, $\bar{x}$ 为信号均值, $x_n$ 为第n个信号,N为信号个数。

[0074] (2)将累积离差y(i)等分为 $N_m$ 个时间长度为m的子区间,即 $N_m = N/m$ ,这里离差序列不一定能被整除,若可以整除,则直接用上述公式计算;若不能整除,改进的方法为再从最后一个数据向前取长度为m的区间,以此构成新的子区间,其中子区间个数为 $2N_m$ 个。

[0075] (3)对子区间中的信号进行去趋势分析,采用多项式拟合的方法得到信号波动趋势,并且用原始信号减去拟合的波动趋势,将趋势去除。

[0076] (4)计算每个子区间滤去趋势后的方差,公式如下:

$$[0077] \quad F^2(s, m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^s \{ [y[(s-1)m+i]] - y_s(i) \}^2, s = 1, 2, \dots, N_m$$

[0078] 其中,S为子区间的个数,m为每个子区间的长度,i为第i个子区间, $y_s(i)$ 为第i个子区间的信号。

[0079] (5)计算标准DFA的q阶波动函数,公式如下:

$$[0080] \quad F_q(m) = \left[ \frac{1}{2N_m} \sum_{s=1}^{2N_m} F^2(s, m)^{\frac{q}{2}} \right]^{\frac{1}{q}}$$

[0081] 其中,  $q$  为波动函数阶数。

[0082] (6) 对  $F_q(m) - m^{h_q}$  做出双对数关系图像, 其得到散点图观察分析可确定波动函数的标度指数  $h(q)$ ,  $F_q(m) \propto m^{h_q}$ , 对  $F_q(m)$  和  $m$  用最小二乘法线性拟合得到斜率  $h(q)$ 。 $q=2$  时的  $h(2)$  称为Hurst指数  $H$ , 也称为分形标度指数, 以此作为一个特征参数。另外通过这种方法, 还可以提出广义分形维度为特征参数, 公式如下:

$$[0083] \quad D_q = \frac{qh(q) - 1}{q - 1}$$

[0084] 步骤C. 由步骤B得到膝关节摆动信号的多个特征参数。针对预处理后的膝关节摆动信号数据以及这些特征参数来构建出一个有效地输入数据集, 包括如下步骤:

[0085] C1. 对去噪后的膝关节摆动信号采用滑动窗的方法进行分割, 滑动窗口长10000, 每次窗口移动2000个点, 因此每个膝关节摆动信号可分割成26个长10000点的数据, 在数据后按照数据个数: 特征参数总数为4:1的权重, 加入四个特征参数值。以此作为输入数据集。

[0086] C2. 对C1划分所得输入数据集进行线性归一化处理。所用尺度变换为:

$$X = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

[0087] 其中,  $X$  表示信号,  $X_{\max}$  表示信号中最大值,  $X_{\min}$  表示信号中最小值。

[0088] C3. 归一化处理后, 按照医生给的标定作为金标准, 按照不同的分类问题对输入数据集给定标签, 将输入数据集按照不同分类问题分成不同的训练集和测试集。其中训练集数量约占整个输入数据集的70%, 测试集数量约占整个输入数据集的30%。

[0089] D. 通过基于深度学习的方法构建模型, 利用模型对膝关节摆动信号进行分类识别。包括两种方法: 方法一包括以下步骤:

[0090] D1. 对膝关节是否健康的分类, 分类为健康与不健康; 第三步得到的输入数据集(包含训练集和测试集)中包括健康、不健康人群的膝关节摆动信号(已有专家进行标注), 现将训练集输入深度学习网络, 进行样本训练得到模型后利用测试集进行测试, 调整深度学习网络的结构、参数、函数, 调高分类精度。得到对膝关节是否健康的分类模型。

[0091] D2. 对不健康的数据集继续进行分类, 区分不同的膝关节疾病, 将不健康数据重新按照不同疾病给定标签, 作为输入数据集, 将输入数据集分成训练集和测试集。训练集数据输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试, 调整深度学习网络的结构、参数、函数, 调高分类精度。得到可以从膝关节摆动信号来区分不同膝关节疾病的分类模型。

[0092] D3. 对不同的膝关节疾病继续进行分类, 区分不同膝关节疾病的严重程度等级, 现根据临床经验, 将膝关节疾病严重程度分为四个等级, 按照不同疾病的不同等级给定输入数据集标签, 将输入数据集分为训练集和测试集, 训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试, 调整深度学习网络的结构、参数、函数, 调高分类精度。得到

可以对膝关节摆动信号来对不同膝关节疾病严重程度等级分类的模型。

[0093] D4.对已经进行膝关节手术的病人进行术前术后检测对比,观察病人恢复情况,得到可判断术后恢复的模型。将膝关节疾病病人手术前、手术后及术后3个月、半年、9个月、12个月的数据作为输入数据集,按照不同恢复状况给定标签,将输入数据集分为训练集和测试集,训练集输入深度学习网络进行样本训练得到模型后利用测试集测试,调整深度学习网络的结构、参数、函数,调高分类精度。得到可以对膝关节摆动信号来判断膝关节术后恢复程度的模型。

[0094] 方法二如下:

[0095] C中处理后的输入数据集为一维时间序列的数据,对其做小波变换,得到时频域上的小波变换图像,将一维信号输入变为二维信号输入,将所有数据的小波变换图像作为新的数据集构成训练集和测试集,再进行D步骤中四个分类问题的分类识别,对深度学习方法的输入数据集进行改进,尝试提高第四步中几个分类问题的分类精度。

[0096] 本发明通过在采集的膝关节摆动信号预处理的基础上,提取特征参数。然后,利用本发明提供的基于深度学习的方法构建模型,即可得到可以基于膝关节摆动信号的可分类识别膝关节内部不同疾病信息的模型。通过便携的膝关节摆动信号采集装置,即可对膝关节内部信息进行获取并分类识别。有助于改善膝关节疾病判断、分类识别的便携性。

[0097] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

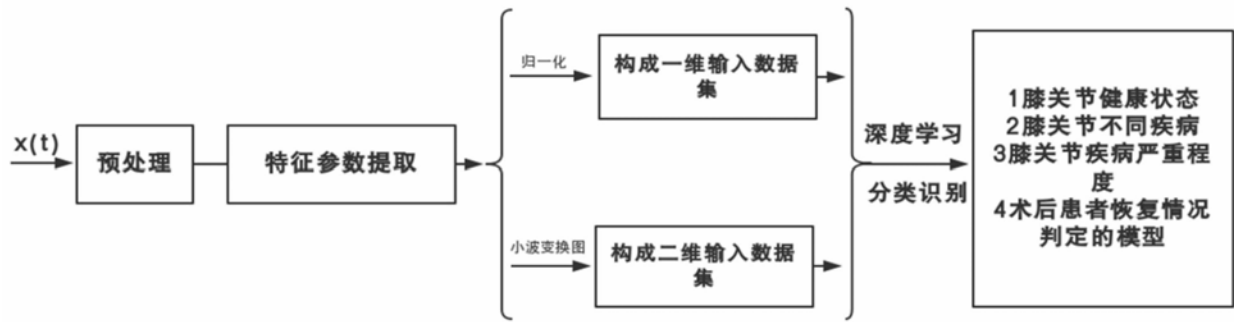


图1

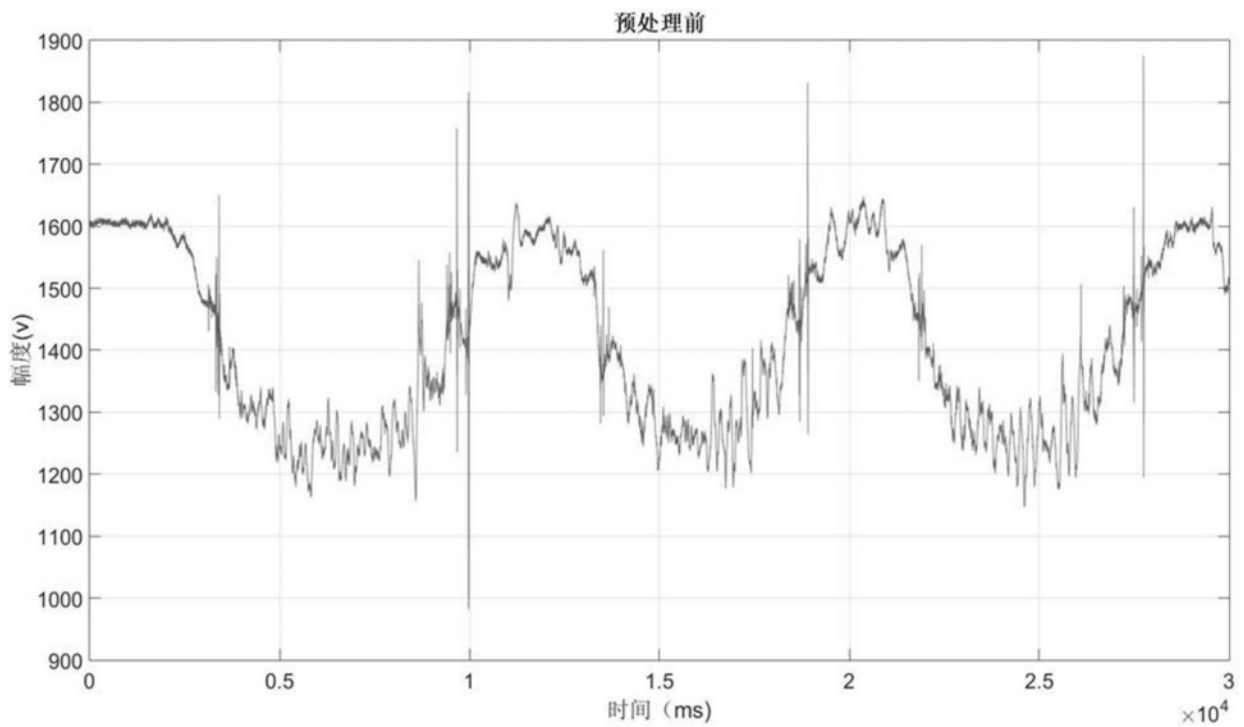


图2 (a)

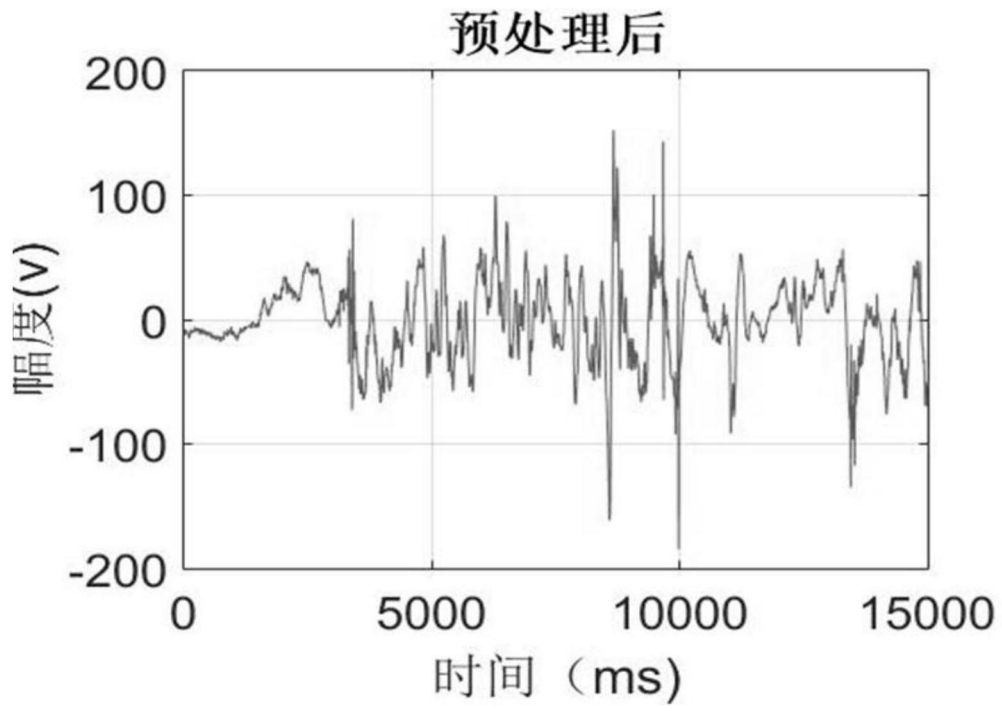


图2 (b)

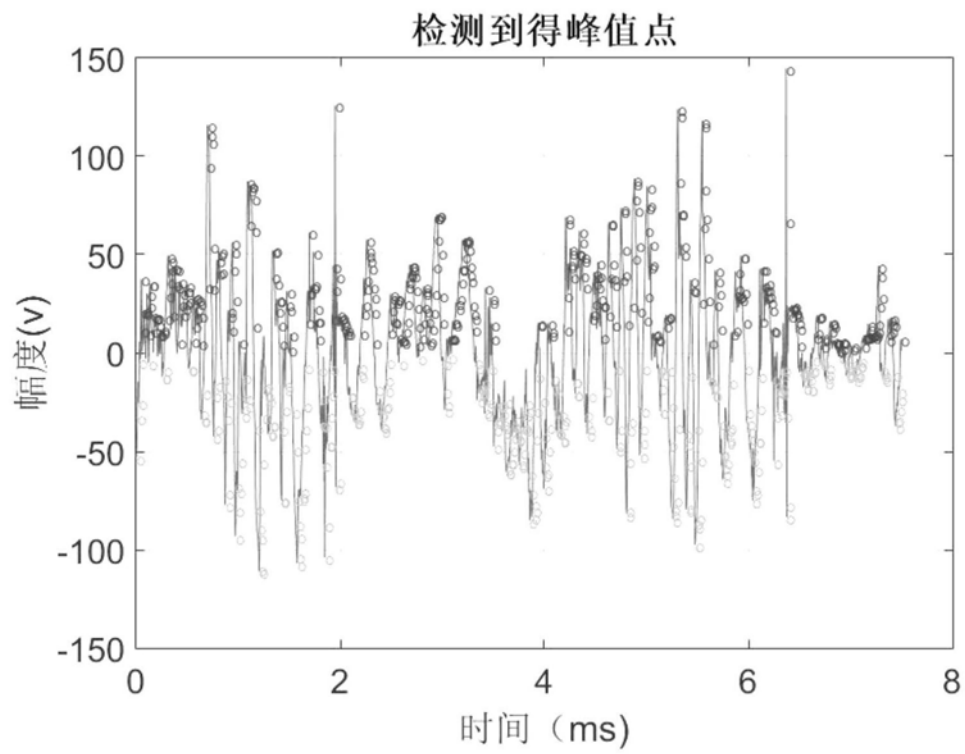


图3 (a)

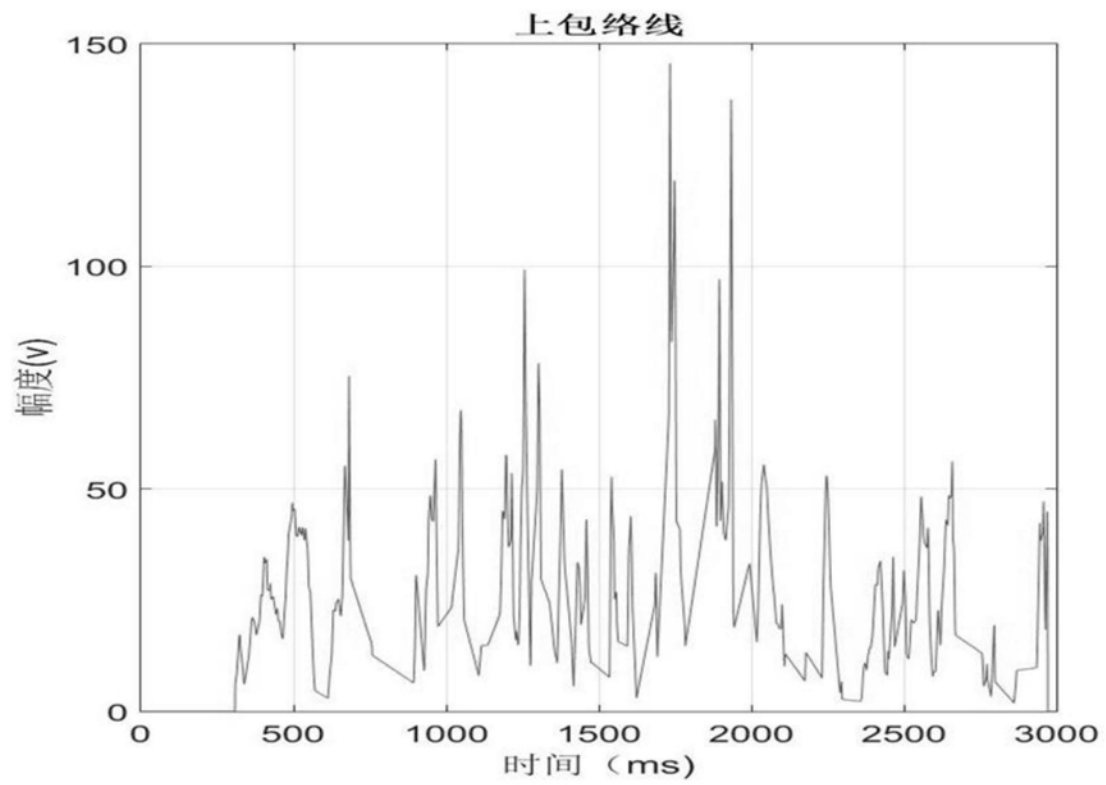


图3 (b)

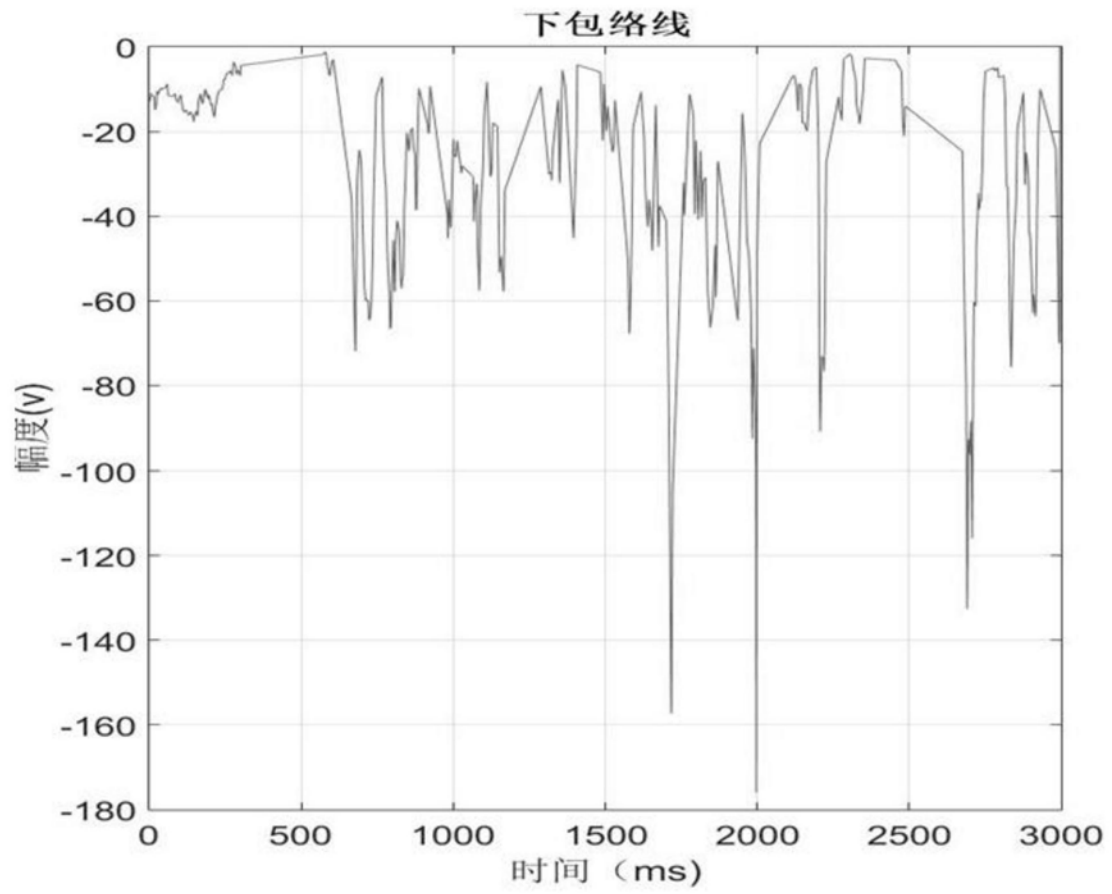


图3(c)



专利名称(译)	一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110313900A</a>	公开(公告)日	2019-10-11
申请号	CN201910676157.9	申请日	2019-07-25
[标]申请(专利权)人(译)	大连理工大学		
申请(专利权)人(译)	大连理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	大连理工大学		
[标]发明人	邱天爽 杨佳		
发明人	邱天爽 杨佳		
IPC分类号	A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4528 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7264		
代理人(译)	李晓亮 潘迅		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

#### 摘要(译)

一种基于深度学习对膝关节摆动信号的分类方法，属于涉及医学及生理信号的分析与分类技术领域。采用中值滤波和小波变换的方式对脉搏波信号进行预处理，在时域和时频域方面对脉搏波信号进行分析，提取特征参数。利用深度学习的方法进行样本训练，获取建立预测模型进行分类识别，从而分类膝关节健康状况、不同膝关节疾病、严重程度等级及术后患者恢复等级。通过该模型设计可实际应用的膝关节内部信息分类识别装置。本发明的分类效果性能良好，对膝关节健康状况、不同膝关节疾病、严重程度等级及术后患者恢复情况的分类识别具有良好的准确度。本发明通过便携的膝关节摆动信号采集装置即可进行分类识别，有助于改善膝关节疾病判断、分类识别的便携性。

