



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109934179 B

(45) 授权公告日 2022. 08. 02

(21) 申请号 201910203015.0

G06V 10/77 (2022.01)

(22) 申请日 2019.03.18

审查员 胡晓雨

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109934179 A

(43) 申请公布日 2019.06.25

(73) 专利权人 中南大学

地址 410083 湖南省长沙市岳麓区麓山南路932号

(72) 发明人 刘丽珏 舒雷 舒鑫 叶星宏

(74) 专利代理机构 长沙正奇专利事务所有限责任公司 43113

专利代理师 马强 李美丽

(51) Int. Cl.

G06V 40/20 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

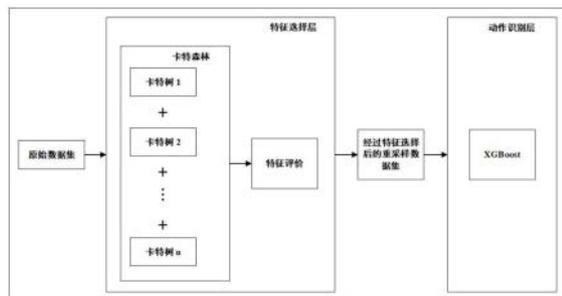
权利要求书2页 说明书9页 附图1页

(54) 发明名称

基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,包括以下步骤:A,获得人体动作的数据信息集;B,对人体动作的数据信息集进行重采样,利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据对应的频域特征构建样本特征空间;C,利用基于卡特树的特征评价算法和集成学习算法对样本特征空间中的样本数据进行训练,得到训练好的双层模型,其中该双层模型包括特征选择层和动作识别层;D,用训练好的双层模型对人体动作进行分类识别,实现自动特征选择和人体动作识别。本发明能够自动选择出对模型有利的特征,减少了额外的人为操作,提高了工程效率;使用集成学习算法进行人体动作识别,训练时间少,识别率高。



1. 一种基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤A,获得人体动作的数据信息集;

步骤B,在人体动作的数据信息集中设置一个滑动窗口,在该滑动窗口中对人体动作的数据信息集进行重采样,利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据对应的频域特征构建样本特征空间;

步骤C,利用基于卡特树的特征评价算法和集成学习算法对样本特征空间中的样本数据进行训练,得到训练好的双层模型,其中该双层模型包括特征选择层和动作识别层;

步骤D,用训练好的双层模型对人体动作进行分类识别,实现自动特征选择和人体动作识别;

所述步骤C包括:

步骤C1,设人体动作的数据信息集为 T ,样本特征空间为 F ,特征个数为 K ,随机子空间系数 α ,卡特树的棵数为 M ,特征选择系数 β ;

步骤C2,在特征空间 F 中随机选取 αK 个特征创建子特征空间 $F_{sub} = \{f_1, f_2, \dots, f_j\}$, ($j = 1, 2, \dots, \alpha K$);

步骤C3,选取子特征空间 F_{sub} 中的特征对数据信息集 T 进行映射,得到新的数据集 T_i , $i = 1, 2, \dots, M$,即: $T_i = \prod_{F_{sub}} T$,

其中, Π 代表映射操作, $F_{sub} \subseteq F$, $T_i \subseteq T$;

步骤C4,使用新的数据集 T_i 训练卡特树 CT_i ;

步骤C5,对于 i 从1到 M ,重复步骤C2~步骤C4共 M 次,得到 M 棵卡特树 CT_i ;

步骤C6,如果特征 f_j 节点在卡特树 CT_i 之中,则第 j 个特征节点在第 i 棵卡特树中的深度为 d_{ij} ,那么第 j 个特征在第 i 棵卡特树中的重要度评价值 E_{ij} 为: $E_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$;如果特征 f_j 节点不在卡特树 CT_i 之中,则 $E_{ij} = 0$;

步骤C7,对于 i 从1到 M , j 从1到 K ,重复步骤C6共 $M * K$ 次,得到每个特征在每棵卡特树中的重要度评价值 E_{ij} ;

步骤C8,对于 j 从1到 K ,计算每个特征节点在所有卡特树中的总评价值 E_j : $E_j = \sum_{i=1}^M E_{ij}$;

步骤C9,根据 E_j 对样本特征空间 F 中的每个特征进行排序,选出重要度评价值高的前 βK 个特征形成新的特征空间 $F_{selected}$, $F_{selected} = \{f_1, f_2, \dots, f_{\beta K}\}$

步骤C10,选取新特征空间 $F_{selected}$ 中的特征对数据信息集 T 进行映射,得到新的集合 $T_{selected}$,即, $T_{selected} = \prod_{F_{selected}} T$,

其中, Π 代表映射操作, $F_{selected} \subseteq F$, $T_{selected} \subseteq T$;

步骤C11,将新的数据集 $T_{selected}$ 输入到XGBoost算法动作识别层,用于人体动作识别层的训练,从而得到最终的训练好的双层模型。

2. 如权利要求1所述的基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,所述步骤A中,获得人体动作的数据信息集过程包括:首先,获得人体动作的原始数

据集;然后,对原始数据进行预处理,从而获得人体动作的数据信息集。

3.如权利要求1所述的基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,所述步骤B包括:

在人体动作的数据信息集中设置一个滑动窗口,设定滑动距离和重采样时间间隔,在所述的滑动窗口中对数据信息集进行重采样;

在所述滑动窗口中计算时域特征和频域特征;

利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据对应的频域特征构建样本特征空间。

4.如权利要求2所述的基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,所述步骤A中,预处理过程包括:使用均值滤波消除原始数据集中的噪声。

5.如权利要求2所述的基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,所述步骤A中,预处理过程包括:去掉原始数据集中的最开始的前10秒数据和最末尾的后10秒数据。

6.如权利要求1或3所述的基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,所述时域特征包括平均值、最小值、最大值、中位数、方差、标准差、偏度、峰度、过零值次数、加速度坐标轴相互关联指数中的一种或多种。

7.如权利要求1或3所述的基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特征在于,所述频域特征包括光谱能量、主频、主频对应的幅值中的一种或多种。

基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及运动科学及人工智能领域,特别涉及一种基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法。

背景技术

[0002] 随着物联网技术的发展,可穿戴健身和医疗传感设备正在迅猛兴起,它可以用于人体生理数据的采集和数据共享,在云端就可以进行数据处理和分析,最后将其结果发送给医生从而给出诊断和康复建议。这个“闭环”可以每日持续进行,经过对人体的日常动作进行识别和记录,掌握其行为习惯,更好地分析日常作息和运动强度,从而为每个人建立健康的活动计划。在此之中一项最关键的技术就是人体动作识别技术,它已应用于疾病防控、康复训练、能耗预测和健康指导等诸多方面。

[0003] 传统的人体动作识别技术采用“Cut Point(分割点)”的方法,但是该方法的识别精度较低,尤其是偏静态的动作,分割点的选取准确性对识别精度影响较大。随着人工智能技术的发展,机器学习方法被引入到人体动作识别中来。目前在人体动作识别技术中使用较多的机器学习算法主要有决策树、人工神经网络、隐马尔科夫模型、支持向量机等。但是在这些研究当中,特征选择过程和动作识别过程是完全分开独立的,有的甚至根本没有特征选择的过程。我们知道数据和特征会决定模型识别效果的上限,而算法只是调整这个上限,所以特征选择相对于人体动作识别技术至关重要。此外,在动作识别模型方面,已有的研究证明了机器学习中类似决策树或者支持向量机这种单一学习器,不能保证在任何给定的人体动作识别问题上表现良好,而且只要有足够的数据,弱学习算法可以通过集成的方式生成任意高精度的强学习方法,并且目前研究已经证明了集成学习的算法模型的识别效果优于单一的学习器。然而独立的特征选择过程是人为操作,往往都是按照个人经验和已有的研究结果进行特征选择,可能会导致筛选出对识别模型无用的冗余特征,或者去掉了识别模型影响较大的重要特征,这种现象都会影响识别模型的识别率。如果模型能够自动对原始数据进行特征选择,根据某种评价机制选择出重要度较高的特征,不仅能提升模型的识别率,还可以减少人为操作带来的不便,从而提高工程效率。目前还没有使用自动特征选择和动作识别算法结合在一起的模型进行人体动作识别的研究。

[0004] 本发明的目的就是利用可穿戴设备采集的人体动作数据来训练一个基于卡特树特征评价算法和集成学习算法的人体动作识别模型,该模型可以自动进行特征选择 and 人体动作识别。

发明内容

[0005] 现有技术中基于机器学习算法的人体动作识别方法中,特征选择过程和动作识别过程为两个分开独立的过程,都是独立地和人为地进行特征选择,凭靠主观和经验选择出的特征会影响模型的识别效果。本发明的目的在于,针对现有技术中的不足,提供一种基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,能够实现自动特征选择和人体动作识

别,能够自动选择出对模型有利的特征,能获得较高的识别率,减少了额外的人为操作,提高了工程效率。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明所采用的技术方案是:

[0007] 一种基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法,其特点是包括以下步骤:

[0008] 步骤A,获得人体动作的数据信息集;

[0009] 步骤B,在人体动作的数据信息集中设置一个滑动窗口,在该滑动窗口中对人体动作的数据信息集进行重采样,利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据对应的频域特征构建样本特征空间;

[0010] 步骤C,利用基于卡特树的特征评价算法和集成学习算法对样本特征空间中的样本数据进行训练,得到训练好的双层模型——RAF_s模型,其中该双层模型包括特征选择层和动作识别层;

[0011] 步骤D,用训练好的双层(RAF_s)模型对人体动作进行分类识别,实现自动特征选择和人体动作识别。

[0012] 作为一种优选方式,所述步骤A中,获得人体动作的数据信息集过程包括:首先,获得人体动作的原始数据集(如通过在人体关节处安装惯性传感器采集人体动作的原始数据集);然后,对原始数据进行预处理,从而获得人体动作的数据信息集。

[0013] 作为一种优选方式,所述步骤B包括:

[0014] 在人体动作的数据信息集中设置一个滑动窗口,设定滑动距离和重采样时间间隔,在所述的滑动窗口中对数据信息集进行重采样;

[0015] 在所述滑动窗口中计算时域特征和频域特征;

[0016] 利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据对应的频域特征构建样本特征空间。

[0017] 作为一种优选方式,所述步骤C包括:

[0018] 步骤C1,设人体动作的数据信息集为T,样本特征空间为F,特征个数为K,随机子空间系数 α ,卡特树的棵数为M,特征选择系数 β ;

[0019] 步骤C2,在特征空间F中随机选取 αK 个特征创建子特征空间 $F_{\text{sub}} = \{f_1, f_2, \dots, f_j\}$, ($j=1, 2, \dots, \alpha K$);

[0020] 步骤C3,选取子特征空间 F_{sub} 中的特征对数据信息集T进行映射,得到新的数据集 $T_i, i=1, 2, \dots, M$,即: $T_i = \prod_{F_{\text{sub}}} T$,

[0021] 其中, Π 代表映射操作, $F_{\text{sub}} \subseteq F, T_i \subseteq T$;

[0022] 步骤C4,使用新的数据集 T_i 训练卡特树 CT_i ;

[0023] 步骤C5,对于i从1到M,重复步骤C2~步骤C4共M次,得到M棵卡特树 CT_i ;

[0024] 步骤C6,如果特征 f_j 节点在卡特树 CT_i 之中,则第j个特征节点在第i棵卡特树中的

深度为 d_{ij} ,那么第j个特征在第i棵卡特树中的重要度评价值 E_{ij} 为: $E_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$;如果特征 f_j

节点不在卡特树 CT_i 之中,则 $E_{ij}=0$;

[0025] 步骤C7,对于i从1到M,j从1到K,重复步骤C6共M*K次,得到每个特征在每棵卡特树中的重要度评价价值 E_{ij} ;

[0026] 步骤C8,对于j从1到K,计算每个特征节点在所有卡特树中的总评价价值 E_j :

$$E_j = \sum_{i=1}^M E_{ij};$$

[0027] 步骤C9,根据 E_j 对样本特征空间F中的每个特征进行排序,选出重要度评价价值高的前 βK 个特征形成新的特征空间 F_{selected} , $F_{\text{selected}} = \{f_1, f_2, \dots, f_{\beta K}\}$

[0028] 步骤C10,选取新特征空间 F_{selected} 中的特征对数据信息集T进行映射,得到新的集合 T_{selected} ,即, $T_{\text{selected}} = \prod_{F_{\text{selected}}} T$,

[0029] 其中, Π 代表映射操作, $F_{\text{selected}} \subseteq F$, $T_{\text{selected}} \subseteq T$;

[0030] 步骤C11,将新的数据集 T_{selected} 输入到模型的第二层,即XGBoost算法动作识别层,用于人体动作识别层的训练,从而得到最终的训练好的双层模型。

[0031] 作为一种优选方式,所述步骤A中,预处理过程包括:使用均值滤波消除原始数据集中的噪声。

[0032] 作为一种优选方式,所述步骤A中,预处理过程包括:去掉原始数据集中的最开始的前10秒数据和最末尾的后10秒数据,用以去除动作准备阶段和结束阶段的无用数据。

[0033] 作为一种优选方式,所述时域特征包括平均值、最小值、最大值、中位数、方差、标准差、偏度、峰度、过零值次数、加速度坐标轴相互关联指数中的一种或多种。

[0034] 作为一种优选方式,所述频域特征包括光谱能量、主频、主频对应的幅值中的一种或多种。

[0035] 与现有技术相比,本发明利用基于卡特树的特征重要度评价算法自动进行特征选择,能够自动选择出对模型有利的特征,从而避免人为进行特征选择带来的不便,减少了额外的人为操作,提高了工程效率;同时,使用集成学习算法进行人体动作识别,时间复杂度小,训练时间大大减少,提高了人体动作的识别率。

附图说明

[0036] 图1为本发明中的模型框架图。

[0037] 图2为特征选择前后识别效果对比图。

具体实施方式

[0038] 本发明利用机器学习中的集成学习算法建立模型,模型结构如图1所示,我们称之为RAFs(Human motion recognition model based on automatic feature selection)模型。该模型共包含两层,第一层使用基于卡特树的特征评价算法进行特征选择,第二层使用XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)算法进行人体动作识别。

[0039] 本发明基于自动特征选择和集成学习算法的人体动作识别方法一实施例包括以下步骤:

[0040] 步骤A,获得人体动作的数据信息集:首先,获得人体动作的原始数据集(如通过在人体关节处安装惯性传感器采集人体动作的原始数据集);然后,对原始数据进行预处理,

从而获得人体动作的数据信息集。

[0041] 预处理过程包括：使用均值滤波消除原始数据集中的噪声；以及去掉原始数据集中的最开始的前10秒数据和最末尾的后10秒数据，用以去除动作准备阶段和结束阶段的无用数据。

[0042] 步骤B，在人体动作的数据信息集中设置一个滑动窗口，在该滑动窗口中对人体动作的数据信息集进行重采样，利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据应的频域特征构建样本特征空间。其中，对于重采样数据，在人体动作的数据信息集中设置一个10秒长度的滑动窗口，滑动距离为5秒，在10秒的滑动窗口中对数据信息集进行重采样。在惯性传感器采集数据频率不小于20赫兹的前提下，重采样的时间间隔设置为0.5秒，则每个坐标轴在10秒窗口中可以获得19个重采样数据。对于时域特征和频域特征，均在10秒滑动窗口中进行计算。然后，利用重采样点数据、窗口数据对应的时域特征、窗口数据对应的频域特征构建样本特征空间 F ， $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ ，其中， f_i 是样本的第 i 个原始特征，特征空间 F 中各元素具体信息如表1所示。

[0043] 表1中从 f_1 到 f_{57} 是X、Y和Z轴在10秒时间窗口中的重采样点， X_i 为X轴在10秒时间窗口中的第 i 秒的数据， Y_i 、 Z_i 与 X_i 相同。 f_{58} 至 f_{87} 代表在10秒时间窗口中计算出X、Y和Z轴的时域特征，包括平均值 (Mean)、最小值 (Min)、最大值 (Max)、中位数 (Median)、方差 (Variance)、标准差 (Std)、偏度 (Skewness)、峰度 (Kurtosis)、过零值次数 (Zc) 和加速度坐标轴相互关联指数 (Cac)。例如，Cac (XY) 指的是X轴和Y轴在某10秒时间窗口中的相互关联指数，其计算公式如下：

$$[0044] \quad \text{Cac}(XY) = \frac{\sum_{i=1}^{\text{window_size}} (X_i - \text{Mean}(X)) * (Y_i - \text{Mean}(Y))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\text{window_size}} (X_i - \text{Mean}(X))^2 * \sum_{i=1}^{\text{window_size}} (Y_i - \text{Mean}(Y))^2}} \quad (1)$$

$$[0045] \quad \text{Cac}(XZ) = \frac{\sum_{i=1}^{\text{window_size}} (X_i - \text{Mean}(X)) * (Z_i - \text{Mean}(Z))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\text{window_size}} (X_i - \text{Mean}(X))^2 * \sum_{i=1}^{\text{window_size}} (Z_i - \text{Mean}(Z))^2}} \quad (2)$$

$$[0046] \quad \text{Cac}(YZ) = \frac{\sum_{i=1}^{\text{window_size}} (Y_i - \text{Mean}(Y)) * (Z_i - \text{Mean}(Z))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\text{window_size}} (Y_i - \text{Mean}(Y))^2 * \sum_{i=1}^{\text{window_size}} (Z_i - \text{Mean}(Z))^2}} \quad (3)$$

[0047] 表1特征空间各元素信息表

元素	详细信息
$f_1 - f_{19}$	$X_{0.5}, X_{1.0}, X_{1.5}, \dots, X_{9.5}$
$f_{20} - f_{38}$	$Y_{0.5}, Y_{1.0}, Y_{1.5}, \dots, Y_{9.5}$
$f_{39} - f_{57}$	$Z_{0.5}, Z_{1.0}, Z_{1.5}, \dots, Z_{9.5}$
$f_{58} - f_{60}$	Mean(X), Mean(Y), Mean(Z)
$f_{61} - f_{63}$	Min(X), Min(Y), Min(Z)
$f_{64} - f_{66}$	Max(X), Max(Y), Max(Z)
$f_{67} - f_{69}$	Median(X), Median(Y), Median(Z)
[0048] $f_{70} - f_{72}$	Variance(X), Variance(Y), Variance(Z)
$f_{73} - f_{75}$	Std(X), Std(Y), Std(Z)
$f_{76} - f_{78}$	Skewness(X), Skewness(Y), Skewness(Z)
$f_{79} - f_{81}$	Kurtosis(X), Kurtosis(Y), Kurtosis(Z)
$f_{82} - f_{84}$	$Z_c(X), Z_c(Y), Z_c(Z)$
$f_{85} - f_{87}$	Cac(XY), Cac(YZ), Cac(XZ)
$f_{88} - f_{90}$	Se(X), Se(Y), Se(Z)
$f_{91} - f_{93}$	Df(X), Df(Y), Df(Z)
$f_{94} - f_{96}$	Dfm(X), Dfm(Y), Dfm(Z)

[0049] 从 f_{88} 至 f_{96} 代表在10秒时间窗口中计算出X、Y和Z轴的频域特征,包括光谱能量(Se)、主频(Df)和主频对应的幅值(Dfm),其中光谱能量的计算公式如下:

$$[0050] \quad Se(X) = \frac{\sum \text{abs}(\text{FFT}(X_i))^2}{\text{window_size}} \quad (4)$$

$$[0051] \quad Se(Y) = \frac{\sum \text{abs}(\text{FFT}(Y_i))^2}{\text{window_size}} \quad (5)$$

$$[0052] \quad Se(Z) = \frac{\sum \text{abs}(\text{FFT}(Z_i))^2}{\text{window_size}} \quad (6)$$

[0053] 步骤C,利用基于卡特树的特征评价算法和集成学习算法对样本特征空间中的样本数据进行训练,得到训练好的双层模型——RAFs模型,其中该双层模型包括特征选择层和动作识别层。

[0054] 具体地,所述步骤C包括:

[0055] 步骤C1,设人体动作的数据信息集为T,样本特征空间为F,特征个数为K,随机子空

间系数 α ,卡特树的棵数为 M ,特征选择系数 β ;

[0056] 步骤C2,在特征空间 F 中随机选取 αK 个特征创建子特征空间 $F_{\text{sub}} = \{f_1, f_2, \dots, f_j\}$, ($j=1, 2, \dots, \alpha K$);

[0057] 步骤C3,选取子特征空间 F_{sub} 中的特征对数据信息集 T 进行映射,得到新的数据集 $T_i, i=1, 2, \dots, M$,即:

$$[0058] \quad T_i = \prod_{F_{\text{sub}}} T \quad (7)$$

[0059] 其中, Π 代表映射操作, $F_{\text{sub}} \subseteq F, T_i \subseteq T$;

[0060] 步骤C4,使用新的数据集 T_i 训练卡特树 CT_i ;

[0061] 步骤C5,对于 i 从1到 M ,重复步骤C2~步骤C4共 M 次,得到 M 棵卡特树 CT_i ;

[0062] 步骤C6,如果特征 f_j 节点在卡特树 CT_i 之中,则第 j 个特征节点在第 i 棵卡特树中的深度为 d_{ij} ,那么第 j 个特征在第 i 棵卡特树中的重要度评价值 E_{ij} 为:

$$[0063] \quad E_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (8)$$

[0064] 如果特征 f_j 节点不在卡特树 CT_i 之中,则 $E_{ij}=0$;

[0065] 步骤C7,对于 i 从1到 M, j 从1到 K ,重复步骤C6共 $M*K$ 次,得到每个特征在每棵卡特树中的重要度评价值 E_{ij} ;

[0066] 步骤C8,对于 j 从1到 K ,计算每个特征节点在所有卡特树中的总评价值 E_j :

$$[0067] \quad E_j = \sum_{i=1}^M E_{ij} \quad (9)$$

[0068] 步骤C9,根据 E_j 对样本特征空间 F 中的每个特征进行排序,选出重要度评价值高的前 βK 个特征形成新的特征空间 $F_{\text{selected}}, F_{\text{selected}} = \{f_1, f_2, \dots, f_{\beta K}\}$

[0069] 步骤C10,选取新特征空间 F_{selected} 中的特征对数据信息集 T 进行映射,得到新的集合 T_{selected} ,即,

$$[0070] \quad T_{\text{selected}} = \prod_{F_{\text{selected}}} T \quad (10)$$

[0071] 其中, Π 代表映射操作, $F_{\text{selected}} \subseteq F, T_{\text{selected}} \subseteq T$;

[0072] 步骤C11,将新的数据集 T_{selected} 输入到模型的第二层,即XGBoost算法动作识别层,用于人体动作识别层的训练,从而得到最终的RAF_s模型。

[0073] 步骤D,用训练好的RAF_s模型对人体动作进行分类识别,实现自动特征选择 and 人体动作识别。

[0074] 为进一步说明本发明的实施过程,现采用以下实验来验证本发明的有益效果:

[0075] 本实验采用的数据集来自于UCI机器学习库中开源的PAMAP2数据集,该数据集采集了9名志愿者的动作数据,包括8名男性,1名女性,平均年龄27.2岁。该数据集的惯性传感器分布在人体的手腕(Wrist)、胸部(Chest)和脚踝(Ankle),传感器的采样频率为100赫兹,共采集了18种日常动作和复杂动作,本发明仅使用其中8种动作的数据,具体信息如表2所示。

[0076] 表2实验数据信息表

	动作	样本数量
	躺	192523
	坐	185188
	站立	189931
[0077]	走路	238761
	跑步	98199
	骑车	164600
	上楼梯	117216
	下楼梯	104944
	总计	1291362

[0078] 1) 在数据集中选取每个动作数据的三分之二作为训练集,选取每个动作数据的三分之一作为测试集,选取操作为随机选取,保证训练集和测试集中均包含8种动作的数据。

[0079] 2) 训练集设为 T ,样本特征空间设为 F ,样本特征个数为288,随机子空间系数为0.7,特征选择系数为0.7,卡特树的棵数为140。

[0080] 3) $i=0$ 。

[0081] 4) $i=i+1$ 。

[0082] 5) 在样本特征空间 F 中随机选取201个特征用于构建子特征空间 $F_{\text{sub}} = \{f_1, f_2, \dots, f_{201}\}$ 。

[0083] 6) 选取子特征空间 F_{sub} 中的特征对训练集 T 进行映射,得到新的集合 $T_i, i=1, 2, \dots, 140$,即 $T_i = \prod_{F_{\text{sub}}} T$,其中 Π 代表映射操作, $F_{\text{sub}} \subseteq F, T_i \subseteq T$ 。

[0084] 7) 使用新数据集 T_i 训练卡特树 CT_i 。

[0085] 8) 重复5)、6)、7),直到 i 等于140,得到140棵卡特树 CT_i 。

[0086] 9) $i=0$ 。

[0087] 10) $i=i+1$ 。

[0088] 11) $j=0$ 。

[0089] 12) $j=j+1$ 。

[0090] 13) 计算卡特树中的特征节点的重要度评价值。如果特征 f_j 节点在卡特树 CT_i 之中,则第 j 个特征节点在第 i 棵卡特树中的深度为 d_{ij} ,那么第 j 个特征在第 i 棵卡特树中的重要度

评价值为 $E_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$;如果特征 f_j 节点不在卡特树 CT_i 之中,则 $E_{ij}=0$ 。

[0091] 14) 重复13),直到 j 等于288, i 等于140,最终得到每个特征在每棵卡特树中的评价值 E_{ij} 。

[0092] 15) $j=0$ 。

[0093] 16) $j=j+1$ 。

[0094] 17) 计算每个特征节点在所有卡特树中的总评价值 $E_j = \sum_{i=1}^M E_{ij}$ 。

[0095] 18) 重复17),直到j等于288,最终得到每个特征的总评价值 E_j ,共288个。

[0096] 19) 根据 E_j 对特征空间F中的288个特征进行排序,选出前201个重要度评价值较高的特征形成新的特征空间 $F_{selected} = \{f_1, f_2, \dots, f_{201}\}$ 。

[0097] 20) 选取新特征空间 $F_{selected}$ 中的特征对数据集T进行映射,得到新的集合 $T_{selected}$,即 $T_{selected} = \prod_{F_{selected}} T$,其中 Π 代表映射操作, $F_{selected} \subseteq F, T_{selected} \subseteq T$ 。

[0098] 21) 将新的数据集 $T_{selected}$ 输入到模型的第二层,即XGBoost算法动作识别层,用于人体动作识别层的训练,从而得到最终的RAF_s模型,模型最终的参数设定如表3所示。

[0099] 表3RAF_s模型参数设定表

模型层	参数	设定值
特征选择层	K	288
	M	140
	α	0.7
	β	0.3
动作识别层	objective	multi:softmax
	eta	0.1
	max_depth	6
	min_child_weight	6
	subsample	0.7
	colsample_bytree	0.7

[0100] 本发明模型的评估指标,选择使用F1值。F1值与precision(准确率)和recall(召回率)有关,计算公式如下所示:

[0102]
$$F_1 = 2 * \frac{\text{precision} * \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (11)$$

[0103] F1值越高,则模型的识别效果越好。

[0104] 使用测试集对RAF_s模型进行测试,特征选择之前的平均F1值为0.9,特征选择之后的平均F1值上升到0.94,具体实验结果如表4所示。特征选择前后实验数据对比图如图2所示。

[0105] 表4 RAF_s模型特征选择前后实验数据表

	动作	Wrist	Chest	Ankle	W+C	W+A	C+A	W+C+A	平均	
[0106]	特征选 择前	躺	0.89	0.96	0.97	0.97	0.96	0.97	0.97	0.96
	坐	0.89	0.83	0.80	0.89	0.85	0.84	0.88	0.85	
	站立	0.86	0.80	0.88	0.84	0.91	0.85	0.91	0.86	
	走路	0.90	0.80	0.99	0.82	0.97	0.98	0.98	0.92	
	跑步	0.99	0.98	0.95	0.82	0.97	0.99	0.99	0.96	
	骑车	0.95	0.92	0.94	0.89	0.95	0.96	0.92	0.93	
	上楼梯	0.83	0.78	0.89	0.79	0.88	0.89	0.92	0.85	
	下楼梯	0.79	0.87	0.89	0.88	0.93	0.91	0.92	0.88	
特征选 择后	躺	0.96	0.96	0.98	0.97	0.96	0.98	0.98	0.97	
	坐	0.89	0.86	0.8	0.92	0.89	0.86	0.92	0.88	
	站立	0.89	0.83	0.86	0.9	0.94	0.88	0.91	0.89	
	走路	0.95	0.87	0.99	0.87	0.97	0.98	0.99	0.95	
	跑步	0.99	0.98	0.98	0.85	0.97	0.99	0.99	0.98	
	骑车	0.95	0.92	0.94	0.89	0.96	0.96	0.98	0.94	
	上楼梯	0.91	0.88	0.95	0.89	0.95	0.96	0.95	0.93	
	下楼梯	0.83	0.92	0.95	0.92	0.98	0.97	0.98	0.94	

[0107] 根据表4和图2的实验数据可知,本发明的RAF_s模型实现了自动特征选择,并提高了模型的识别率,其识别效果远远优于其他模型。

[0108] 上面结合附图对本发明的实施例进行了描述,但是本发明并不局限于上述的具体实施方式,上述的具体实施方式仅仅是示意性的,而不是局限性的,本领域的普通技术人员在本发明的启示下,在不脱离本发明宗旨和权利要求所保护的范围情况下,还可做出很多形式,这些均属于本发明的保护范围之内。

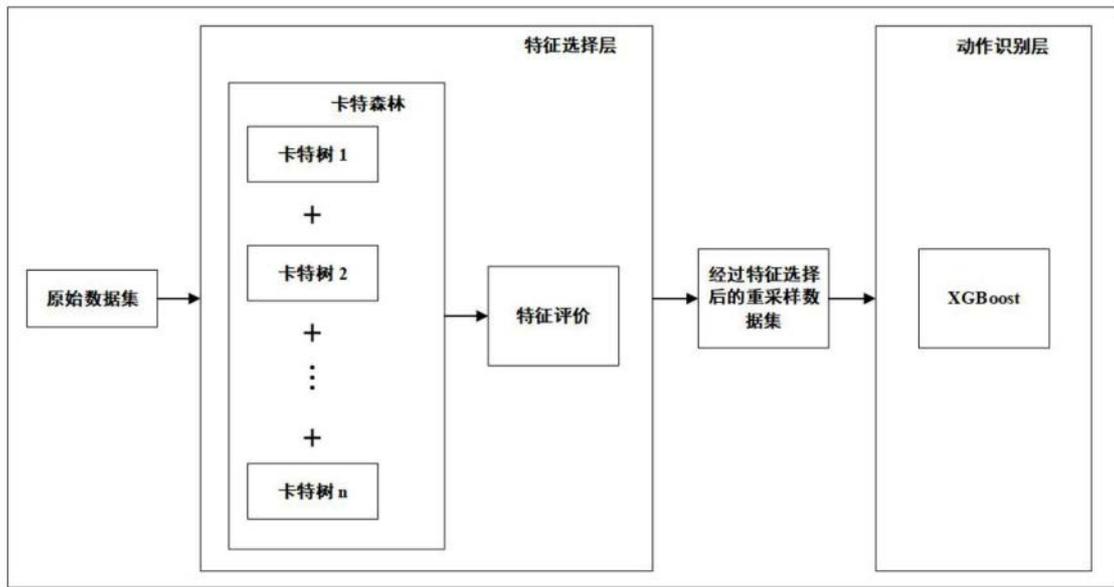


图1

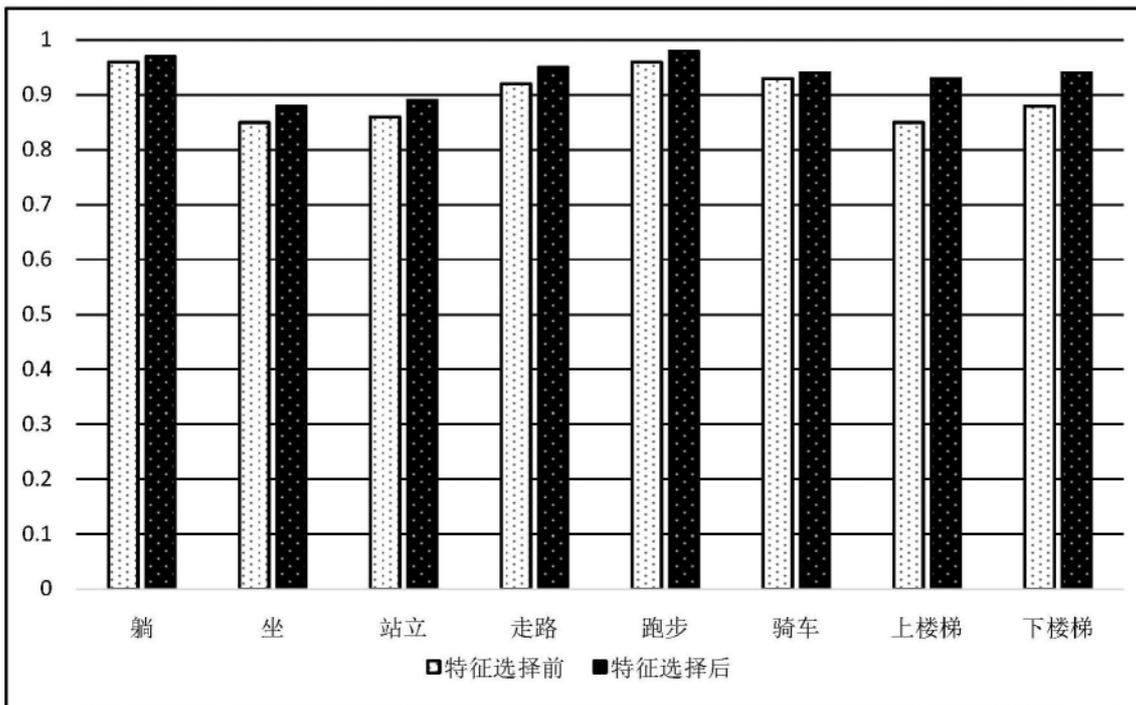


图2