



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110495879 A

(43)申请公布日 2019. 11. 26

(21)申请号 201910694554.9

(22)申请日 2019.07.30

(71)申请人 福建亿能达信息技术股份有限公司

地址 350000 福建省福州市鼓楼区软件大道89号福州软件园A区28号楼二层

(72)发明人 黄家昌 黄志华 邱道椿

(74)专利代理机构 福州市鼓楼区京华专利事务所(普通合伙) 35212

代理人 林云娇

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

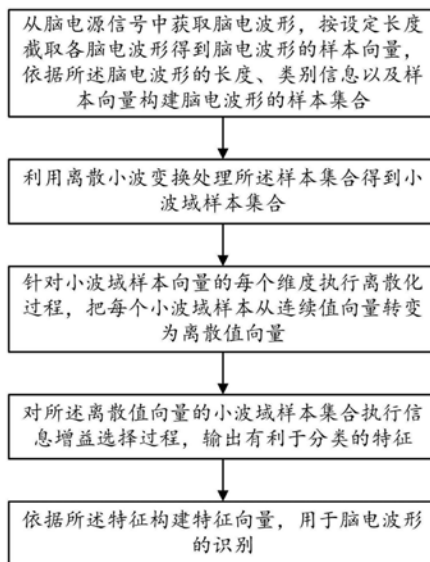
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法

(57)摘要

本发明提供了脑电波形识别技术领域的一种基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法。脑电波形是脑电图中的基本元素,在进行医疗诊断时必须先识别出各类脑电波形,本发明是自动识别脑电波形技术中的特征提取方法。本发明的方法包括小波变换、离散化和信息增益选择三个主要步骤。小波变换把每一个时域样本变换为小波域样本,变换结果按照时间上从前到后频率上从高频到低频的次序排列。离散化把每个小波域样本从连续值向量转变为离散值向量。信息增益选择在离散化的小波域样本基础上依据信息增益从小波域特征中选取对分类作用较大的特征。本发明的优点在于:突出了各类脑电波形的相互差异,提升了脑电波形的识别效率。



1. 基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤S1:从脑电源信号中获取脑电波形,按设定长度截取各脑电波形得到脑电波形的样本向量,依据所述脑电波形的长度、类别信息以及样本向量构建脑电波形的样本集合;

步骤S2:利用离散小波变换处理所述样本集合得到小波域样本集合;

步骤S3:针对小波域样本向量的每个维度执行离散化过程,把每个小波域样本从连续值向量转变为离散值向量;

步骤S4:对所述离散值向量的小波域样本集合执行信息增益选择过程,输出有利于分类的特征;

步骤S5:依据所述特征构建特征向量,用于脑电波形的识别;

所述步骤S3中的离散化过程具体包括:

步骤S31:取出所有小波域样本向量在该维度上的值,按照脑电波形的类别分成不同的集合;

步骤S32:计算各集合的均值和方差;

步骤S33:依据所述均值和方差分别为各集合绘制一条正态分布曲线;

步骤S34:求出相邻正态分布曲线的交点,利用所述交点把数轴分成多个取值区间,并给每个区间一个标记;

步骤S35:把小波域样本向量在该维度上的连续值替换为对应的区间标记;

所述步骤S4中的信息增益选择过程具体包括:

步骤S41:设置信息增益阈值为G;设置 $check[i]=false, i=1, \dots, M$;用node结构创建变量T,设置 $T.cur=0, T.feature[i]=0, i=1, \dots, M$,设置 $T.sample[i]=true, i=1, \dots, N$;创建队列queue,将T插入queue;

步骤S42:若queue为空, $check[i]=true$ 所对应的特征为本过程所选择的特征,结束信息增益选择过程,返回主步骤;否则,进入步骤S43;

步骤S43:从queue队头取出变量赋值给T;从F中删除 $T.feature[i], i=1, \dots, T.cur$,赋值给subF;

步骤S44:以 $T.sample[i]=true$ 为条件从小波域样本集合中筛选出一个子集D;依据D中的样本类别信息,针对subF中所有特征依据样本类别信息和区间的标记值计算信息增益,其中信息增益最大的为gMax,对应的特征标识为fMax;

步骤S45:若 $gMax > G$,则进入步骤S46;否则, $check[T.feature[i]]=true, i=1, \dots, T.cur$,转入步骤S42;

步骤S46:根据小波域样本第fMax个特征的不同值个数K,分别针对 $i=1, \dots, K$,用node结构创建 $newT[i]$,设置 $newT[i].feature=T.feature, newT[i].cur=T.cur+1, newT[i].feature[newT[i].cur]=fMax, newT[i].sample=T.sample$,若样本的第fMax个特征不为第i个值则把 $newT[i].sample$ 的相应项改为false,把 $newT[i]$ 插入队列queue;转入步骤S42;

其中,M为小波域样本的特征个数,N为小波域样本集合中样本的个数;用整数 $1, \dots, M$ 标识特征,F为所有特征标识的集合;node结构包含的成员cur为整数类型,cur用于记录算法在当前位置已选出的特征数量;成员 $feature[M]$ 为整型数组,它的前cur项用于记录算法在当前位置已选出的特征标识;sample[N]成员为布尔型数组,用于记录算法在当前位置已筛

去了哪些样本, `sample[i]` 等于 `false` 表示样本 `i` 已被筛去; `check[M]` 为布尔型数组, 用于记录算法所选择的特征, `check[i]` 等于 `true` 表示第 `i` 个特征被算法选中。

2. 如权利要求1所述的基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法, 其特征在于: 所述步骤S1中, 类别信息至少包括正弦样波、弓形波、棘波、尖波、慢波、双相波、三相波、多相波以及复合波。

3. 如权利要求1所述的基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法, 其特征在于: 所述步骤S2具体为:

利用离散小波变换处理所述样本集合里的每一个脑电波形样本, 将变换结果按照时间从前到后, 频率从高频到低频的次序进行排列, 形成与脑电波形样本长度以及时间次序一样的小波域样本, 依据所述小波域样本构建小波域样本集合。

基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法

技术领域

[0001] 本发明涉及脑电波形识别技术领域,特别指一种基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法。

背景技术

[0002] 大脑活动时,大量神经元同步发生的突触后电位变化,可在头皮上被检测到,称之为脑电图 (Electroencephalogram, EEG)。测量脑电图是一种监测大脑活动的电生理手段。脑电波形是脑电图中的基本元素,在进行医疗诊断时必须先识别出各类的脑电波形。

[0003] 传统上,利用脑电仪采集到脑电图后,通过人工观察的方式识别各类脑电波形,存在效率低下的缺陷,且各类脑电波形的相互差异无法有效区分。

[0004] 因此,如何提供一种脑电波形特征提取方法,实现提升脑电波形的识别效率,突出各类脑电波形的相互差异,成为一个亟待解决的问题。

发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题,在于提供一种基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法,实现突出各类脑电波形的相互差异,提升脑电波形的识别效率。

[0006] 本发明是这样实现的,基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法包括如下步骤:

[0007] 步骤S1:从脑电源信号中获取脑电波形,按设定长度截取各脑电波形得到脑电波形的样本向量,依据所述脑电波形的长度、类别信息以及样本向量构建脑电波形的样本集合;

[0008] 步骤S2:利用离散小波变换处理所述样本集合得到小波域样本集合;

[0009] 步骤S3:针对小波域样本向量的每个维度执行离散化过程,把每个小波域样本从连续值向量转变为离散值向量;

[0010] 步骤S4:对所述离散值向量的小波域样本集合执行信息增益选择过程,输出有利于分类的特征;

[0011] 步骤S5:依据所述特征构建特征向量,用于脑电波形的识别;

[0012] 所述步骤S3中的离散化过程具体包括:

[0013] 步骤S31:取出所有小波域样本向量在该维度上的值,按照脑电波形的类别分成不同的集合;

[0014] 步骤S32:计算各集合的均值和方差;

[0015] 步骤S33:依据所述均值和方差分别为各集合绘制一条正态分布曲线,;

[0016] 步骤S34:求出相邻正态分布曲线的交点,利用所述交点把数轴分成多个取值区间,并给每个区间一个标记;

[0017] 步骤S35:把小波域样本向量在该维度上的连续值替换为对应的区间标记;

[0018] 所述步骤S4中的信息增益选择过程具体包括:

[0019] 步骤S41:设置信息增益阈值为G;设置 $check[i]=false, i=1, \dots, M$;用node结构创建变量T,设置 $T.cur=0, T.feature[i]=0, i=1, \dots, M$,设置 $T.sample[i]=true, i=1, \dots, N$;创建队列queue,将T插入queue;

[0020] 步骤S42:若queue为空, $check[i]=true$ 所对应的特征为本过程所选择的特征,结束信息增益选择过程,返回主步骤;否则,进入步骤S43;

[0021] 步骤S43:从queue队头取出变量赋值给T;从F中删除 $T.feature[i], i=1, \dots, T.cur$,赋值给subF;

[0022] 步骤S44:以 $T.sample[i]=true$ 为条件从小波域样本集合中筛选出一个子集D;依据D中的样本类别信息,针对subF中所有特征依据样本类别信息和区间的标记值计算信息增益,其中信息增益最大的为gMax,对应的特征标识为fMax;

[0023] 步骤S45:若 $gMax > G$,则进入步骤S46;否则, $check[T.feature[i]]=true, i=1, \dots, T.cur$,转入步骤S42;

[0024] 步骤S46:根据小波域样本第fMax个特征的不同值个数K,分别针对 $i=1, \dots, K$,用node结构创建newT[i],设置 $newT[i].feature=T.feature, newT[i].cur=T.cur+1, newT[i].feature[newT[i].cur]=fMax, newT[i].sample=T.sample$,若样本的第fMax个特征不为第i个值则把newT[i].sample的相应项改为false,把newT[i]插入队列queue;转入步骤S42;

[0025] 其中,M为小波域样本的特征个数,N为小波域样本集合中样本的个数;用整数 $1, \dots, M$ 标识特征,F为所有特征标识的集合;node结构包含的成员cur为整数类型,cur用于记录算法在当前位置已选出的特征数量;成员feature[M]为整型数组,它的前cur项用于记录算法在当前位置已选出的特征标识;sample[N]成员为布尔型数组,用于记录算法在当前位置已筛去了哪些样本,sample[i]等于false表示样本i已被筛去;check[M]为布尔型数组,用于记录算法所选择的特征,check[i]等于true表示第i个特征被算法选中。

[0026] 进一步地,所述步骤S1中,类别信息至少包括正弦样波、弓形波、棘波、尖波、慢波、双相波、三相波、多相波以及复合波。

[0027] 进一步地,所述步骤S2具体为:

[0028] 利用离散小波变换处理所述样本集合里的每一个脑电波形样本,将变换结果按照时间从前到后,频率从高频到低频的次序进行排列,形成与脑电波形样本长度以及时间次序一样的小波域样本,依据所述小波域样本构建小波域样本集合。

[0029] 本发明的优点在于:通过离散小波变换将脑电波形的样本集合转换为小波域样本集合,并对其进行离散化,进而执行信息增益选择得到有利于分类的特征,构建特征向量用于脑电波形的识别,极大的提升了脑电波形的识别效率,便于突出各类脑电波形的相互差异。

附图说明

[0030] 下面参照附图结合实施例对本发明作进一步的说明。

[0031] 图1是本发明基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法的流程图。

[0032] 图2是本发明基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法的原理图。

[0033] 图3是本发明小波域样本集合离散化示意图。

具体实施方式

[0034] 本发明的总体流程如图1所示,主要处理步骤及数据流如图2所示。本发明基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法的较佳实施例,包括如下步骤:

[0035] 步骤S1:从脑电源信号中获取脑电波形,按设定长度截取各脑电波形得到脑电波形的样本向量,依据所述脑电波形的长度、类别信息以及样本向量构建脑电波形的样本集合;

[0036] 步骤S2:利用离散小波变换处理所述样本集合得到小波域样本集合;

[0037] 步骤S3:针对小波域样本向量的每个维度执行离散化过程,把每个小波域样本从连续值向量转变为离散值向量;

[0038] 步骤S4:对所述离散值向量的小波域样本集合执行信息增益选择过程,输出有利于分类的特征;

[0039] 步骤S5:依据所述特征构建特征向量,用于脑电波形的识别;

[0040] 所述步骤S3中的离散化过程具体包括:

[0041] 步骤S31:取出所有小波域样本向量在该维度上的值,按照脑电波形的类别分成不同的集合;

[0042] 步骤S32:计算各集合的均值和方差;

[0043] 步骤S33:依据所述均值和方差分别为各集合绘制一条正态分布曲线,如图3所示;

[0044] 步骤S34:求出相邻正态分布曲线的交点,利用所述交点把数轴分成多个取值区间,并给每个区间一个标记;

[0045] 步骤S35:把小波域样本向量在该维度上的连续值替换为对应的区间标记;

[0046] 所述步骤S4中的信息增益选择过程具体包括:

[0047] 步骤S41:设置信息增益阈值为 G ;设置 $check[i]=false, i=1, \dots, M$;用node结构创建变量 T ,设置 $T.cur=0, T.feature[i]=0, i=1, \dots, M$,设置 $T.sample[i]=true, i=1, \dots, N$;创建队列 $queue$,将 T 插入 $queue$;数组 $check[i]$ 用于标记特征是否有利于分类,当取值为 $true$ 时表示有利于分类,当取值为 $false$ 时表示不利于分类;数组 $T.feature[i]$ 用于标记哪些特征已被挑选;数组 $T.sample[i]$ 用于标记哪些小波域样本已处理过。

[0048] 步骤S42:若 $queue$ 为空, $check[i]=true$ 所对应的特征为本过程所选择的特征,结束信息增益选择过程,返回主步骤;否则,进入步骤S43;

[0049] 步骤S43:从 $queue$ 队头取出变量赋值给 T ;从 F 中删除 $T.feature[i], i=1, \dots, T.cur$,赋值给 $subF$;

[0050] 步骤S44:以 $T.sample[i]=true$ 为条件从小波域样本集合中筛选出一个子集 D ;依据 D 中的样本类别信息,针对 $subF$ 中所有特征依据样本类别信息和区间的标记值计算信息增益,其中信息增益最大的为 $gMax$,对应的特征标识为 $fMax$;

[0051] 步骤S45:若 $gMax > G$,则进入步骤S46;否则, $check[T.feature[i]]=true, i=1, \dots, T.cur$,转入步骤S42;

[0052] 步骤S46:根据小波域样本第 $fMax$ 个特征的不同值个数 K ,分别针对 $i=1, \dots, K$,用node结构创建 $newT[i]$,设置 $newT[i].feature=T.feature, newT[i].cur=T.cur+1, newT[i].feature[newT[i].cur]=fMax, newT[i].sample=T.sample$,若样本的第 $fMax$ 个特征不为第 i 个值则把 $newT[i].sample$ 的相应项改为 $false$,把 $newT[i]$ 插入队列 $queue$;转入步

骤S42;

[0053] 其中,M为小波域样本的特征个数,N为小波域样本集合中样本的个数;用整数1,⋯,M标识特征,F为所有特征标识的集合;node结构包含的成员cur为整数类型,cur用于记录算法在当前位置已选出的特征数量;成员feature[M]为整型数组,它的前cur项用于记录算法在当前位置已选出的特征标识;sample[N]成员为布尔型数组,用于记录算法在当前位置已筛去了哪些样本,sample[i]等于false表示样本i已被筛去;check[M]为布尔型数组,用于记录算法所选择的特征,check[i]等于true表示第i个特征被算法选中;

[0054] node结构可描述如下:

```
Struct node
{
    int feature[M];
[0055]    int cur;
    Bool sample[N];
}
```

[0056] 所述步骤S1中,类别信息至少包括正弦样波、弓形波、棘波、尖波、慢波、双相波、三相波、多相波以及复合波。

[0057] 所述步骤S2具体为:

[0058] 利用离散小波变换处理所述样本集合里的每一个脑电波形样本,将变换结果按照时间从前到后,频率从高频到低频的次序进行排列,形成与脑电波形样本长度以及时间次序一样的小波域样本,依据所述小波域样本构建小波域样本集合。

[0059] 综上所述,本发明的优点在于:通过离散小波变换将脑电波形的样本集合转换为小波域样本集合,并对其进行离散化,进而执行信息增益选择得到有利于分类的特征,构建特征向量用于用于脑电波形的识别,极大的提升了脑电波形的识别效率,便于突出各类脑电波形的相互差异。

[0060] 虽然以上描述了本发明的具体实施方式,但是熟悉本技术领域的技术人员应当理解,我们所描述的具体的实施例只是说明性的,而不是用于对本发明的范围的限定,熟悉本领域的技术人员在依照本发明的精神所作的等效的修饰以及变化,都应当涵盖在本发明的权利要求所保护的范围内。

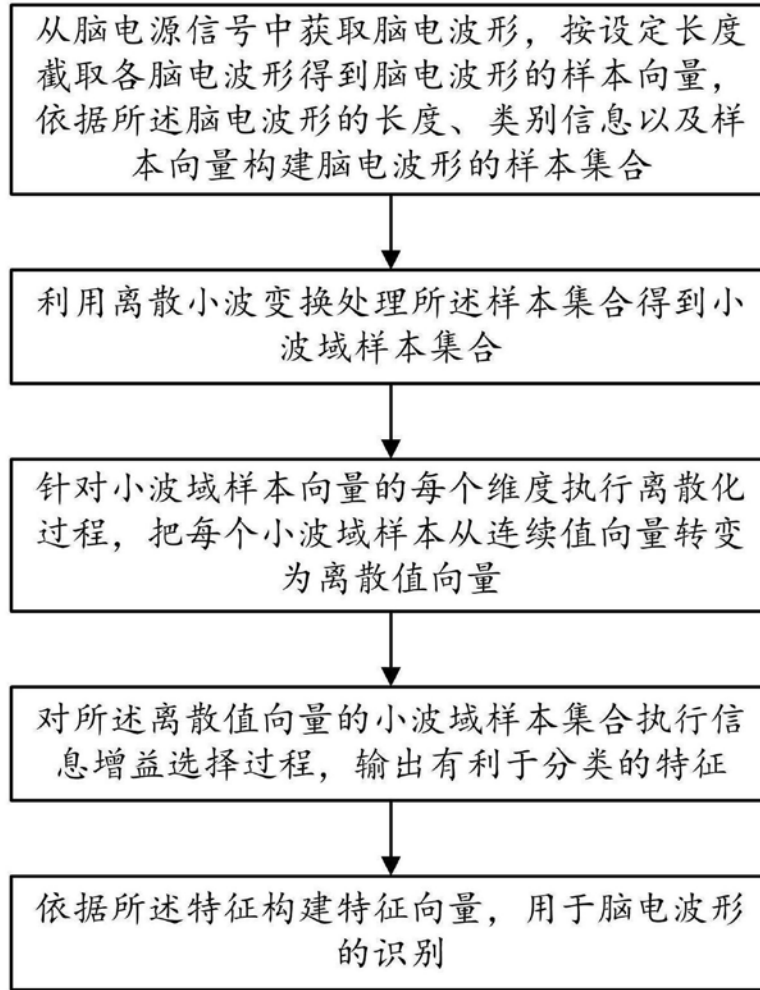


图1



图2

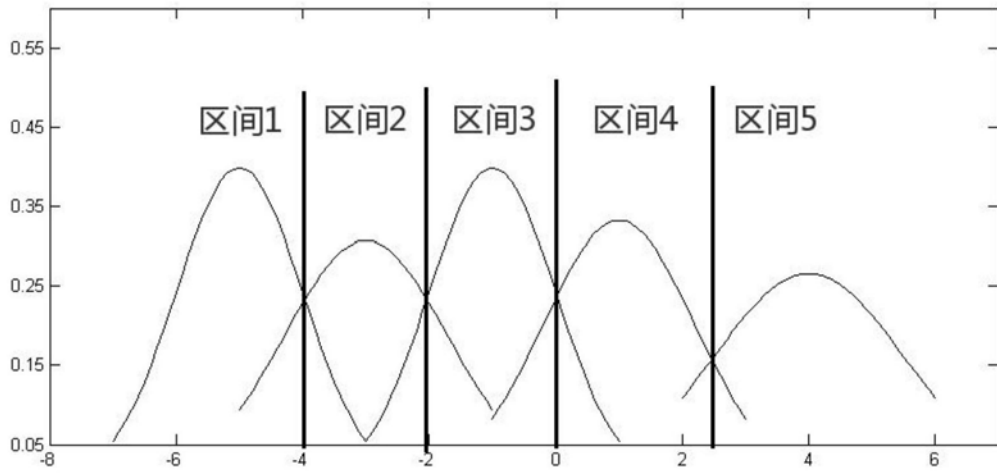


图3

| | | | |
|---------|--|---------|------------|
| 专利名称(译) | 基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法 | | |
| 公开(公告)号 | CN110495879A | 公开(公告)日 | 2019-11-26 |
| 申请号 | CN201910694554.9 | 申请日 | 2019-07-30 |
| [标]发明人 | 黄家昌 黄志华 邱道椿 | | |
| 发明人 | 黄家昌 黄志华 邱道椿 | | |
| IPC分类号 | A61B5/0476 A61B5/00 | | |
| CPC分类号 | A61B5/0476 A61B5/7264 | | |
| 外部链接 | Espacenet SIPO | | |

摘要(译)

本发明提供了脑电波形识别技术领域的一种基于信息增益的脑电波形时频特征提取方法。脑电波形是脑电图中的基本元素，在进行医疗诊断时必须先识别出各类脑电波形，本发明是自动识别脑电波形技术中的特征提取方法。本发明的方法包括小波变换、离散化和信息增益选择三个主要步骤。小波变换把每一个时域样本变换为小波域样本，变换结果按照时间上从前到后频率上从高频到低频的次序排列。离散化把每个小波域样本从连续值向量转变为离散值向量。信息增益选择在离散化的小波域样本基础上依据信息增益从小波域特征中选取对分类作用较大的特征。本发明的优点在于：突出了各类脑电波形的相互差异，提升了脑电波形的识别效率。

