



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108564128 B

(45) 授权公告日 2021.10.08

(21) 申请号 201810354944.7

(22) 申请日 2018.04.19

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 108564128 A

(43) 申请公布日 2018.09.21

(73) 专利权人 重庆大学
地址 400044 重庆市沙坪坝区沙坪坝正街
174号(72) 发明人 张莉 刘静 刘文倩 朱锐
文德仲(74) 专利代理机构 北京同恒源知识产权代理有
限公司 11275
代理人 赵荣之(51) Int.Cl.
G06K 9/62 (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01)(56) 对比文件
CN 105069479 A, 2015.11.18
CN 104992184 A, 2015.10.21
US 2017286838 A1, 2017.10.05
付华. 基于极限学习机的半监督分类.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 信息科技辑》
.2014, 第2014年卷(第1期),张明洋 等. 一种基于增量加权平均的在线
序贯极限学习机算法.《控制与决策》.2017, 第32
卷(第10期),谭鸥 等. 基于脑图谱和模糊聚类的磁共振
图像分割标注.《软件学报》.1999, 第10卷(第6
期),Feng Zhao et al.. A novel fuzzy
clustering algorithm with non local
adaptive spatial constraint for image
segmentation.《Signal Processing》.2010,M.Dharani et al.. Motor imagery signal
classification using SemiSupervised and
Unsupervised Extreme Learning Machines.
《2017 International Conference on
Innovations in information Embedded and
Communication Systems》.2018,Xibin Jia et al.. A semi-supervised
online sequential extreme learning
machine method.《Neurocomputing》.2015,

审查员 孙慧静

权利要求书3页 说明书6页 附图1页

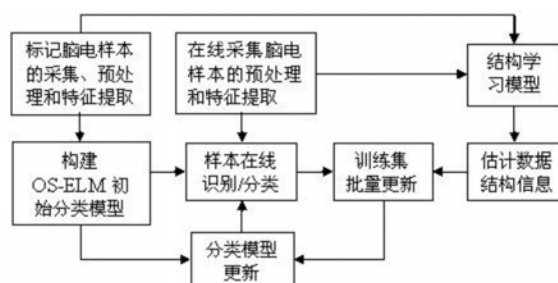
(54) 发明名称

一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法

(57) 摘要

本发明涉及一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法, 包括S1: 利用由少量标记脑电样本组成的小训练集建立基于在线序贯极限学习机(online sequential extreme learning machine, OS-ELM) 算法的分类模型, 作为半监督学习中的初始分类模型; S2: 利用在线模糊聚类方法建立结构学习模型, 基于标记脑电样本的先验信息估计在线采集脑电样本批量增加后数据分布的全局结构; S3: 利用分类模型对在线采集的脑电样本进行标记, 并采用批量学习的模式, 基于由结构学习模型估计的结构信息, 选择一批

满足一定条件的在线采集脑电样本加入到训练集中, 利用更新后的训练集重新训练分类模型; S4: 利用更新后的分类模型对采集的脑电信号进行在线识别。



1. 一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法,其特征在于:包括:

S1:利用由少量标记脑电样本组成的小训练集建立基于OS-ELM算法的分类模型,作为半监督学习中的初始分类模型;

S2:利用在线模糊聚类方法建立结构学习模型,基于标记脑电样本的先验信息估计在线采集脑电样本批量增加后数据分布的全局结构;对于一批在线采集未标记脑电样本 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_{j'} \in \mathbb{R}^m$,每一类的聚类中心为 $V = [v_1]_{2 \times m}$,建立如下结构学习模型目标函数:

$$J = \sum_{l=1}^2 \sum_{q=1}^n u_{lq}^p d_{lq}^2 + \sum_{l=1}^2 \sum_{z=1}^N u_{lz}'^p d_{lz}'^2$$

式中, u_{lq} 表示第q个未标记样本属于第l类的隶属度,且满足

$$0 \leq u_{lq} \leq 1, \sum_{l=1}^2 u_{lq} = 1, \sum_{q=1}^n u_{lq} > 0; u_{1z}' \text{ 表示第z个标记样本属于第1类的隶属度,且满足}$$

$u_{1z}' \geq u_{sz}', \forall s \in \{1, 2\}$; d_{1q} 表示第q个未标记样本到第1类聚类中心 v_1 的距离; d_{1z}' 表示第z个标记样本到第1类聚类中心 v_1 的距离; p为模糊参数,取值为2; N为标记样本的个数, $N \geq N_0$;

通过拉格朗日乘子法最小化目标函数,可以获得数据结构属性,实现对样本的划分,具体步骤为:

1) 初始化模糊聚类矩阵 $U^0 = [u_{lz}']_{2 \times N_0}$, 且使其满足约束条件; 计算初始聚类中心:

$$v_l^0 = \frac{\sum_{z=1}^{N_0} u_{lz}'^2 x_z'}{\sum_{z=1}^{N_0} u_{lz}'^2}$$

2) 进行迭代计算:

标记样本隶属度采用如下公式进行更新:

$$u_{1z}' = \frac{1}{\left(\frac{d_{1z}'}{d_{1z}'}\right)^2 + \left(\frac{d_{2z}'}{d_{2z}'}\right)^2}$$

未标记样本隶属度采用如下公式进行更新:

$$u_{lq} = \frac{1}{\left(\frac{d_{lq}}{d_{lq}}\right)^2 + \left(\frac{d_{2q}}{d_{2q}}\right)^2}$$

聚类中心更新公式为:

$$v_l = \frac{\sum_{q=1}^n u_{lq}^2 x_q + \sum_{z=1}^{n'} u_{lz}'^2 x_z'}{\sum_{q=1}^n u_{lq}^2 + \sum_{z=1}^{n'} u_{lz}'^2}$$

式中, n' 为标记样本的数量, n 为新增未标记样本的数量;

3) 设定计算精度 ε , 如果 $J^r - J^{r-1} < \varepsilon$, 则停止迭代; 否则, 重复上一步; J^{r-1} 表示第r-1次迭代

计算的目标函数值 J , J^r 表示第 r 次迭代计算的目标函数值 J

S3: 利用分类模型对在线采集的脑电样本进行标记, 并采用批量学习的模式, 基于由结构学习模型估计的结构信息, 选择一批满足一定条件的在线采集脑电样本加入到训练集中, 利用更新后的训练集重新训练分类模型;

S4: 利用更新后的分类模型对采集的脑电信号进行在线识别。

2. 根据权利要求1所述的融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法, 其特征在于: 在步骤S1中, 包括:

S11: 由标记脑电样本组成的初始训练集 $S_0 = \{(x'_i, y'_i) | x'_i \in R^m, y'_i \in (+1, -1)\}_{i=1}^{N_0}$, 样本个数 N_0 , 样本特征维数 m , 包含 K 个隐层节点的初始隐含层输出矩阵 H_0 :

$$H_0 = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x'_1) & \cdots & G(a_K, b_K, x'_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x'_{N_0}) & \cdots & G(a_K, b_K, x'_{N_0}) \end{bmatrix}$$

其中, $a_j, j=1, 2, \dots, K$ 为隐层节点的输入权参数, $b_j, j=1, 2, \dots, K$ 为隐层节点的偏移参数, $N_0 \geq K$, a_j 和 b_j 这两组参数随机生成, $G(a_j, b_j, x'_i) = \frac{1}{1 + \exp(-(a_j \cdot x'_i + b_j))}$, 为Sigmoidal激活函数;

计算初始输出权重: $\beta_0 = M_0 H_0^T Y_0$

式中, $Y_0 = [y'_1, \dots, y'_{N_0}]^T$ 为目标向量, $M_0 = (H_0^T H_0)^{-1}$;

$k=0$, k 为加入训练集的脑电样本批次;

S12: 利用初始分类器对在线采集未标记脑电样本进行分类识别:

$$f_k(x) = [G(a_1, b_1, x), \dots, G(a_K, b_K, x)] \beta_0$$

式中 x 代表在线采集的未标记脑电样本。

3. 根据权利要求1所述的融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法, 其特征在于: 在步骤S3中, 根据由结构学习模型估计的样本结构信息并依据置信度准则, 从第 k 批由分类器在线标记过的脑电样本中选择出 N_k 个隶属度大于设定阈值的脑电样本, 组成集合

$S_k = \{(x_{kh}, y_{kh})\}_{h=1}^{N_k}$, 计算隐含层输出矩阵 H_k :

$$H_k = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x_{k1}) & \cdots & G(a_K, b_K, x_{k1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x_{kN_k}) & \cdots & G(a_K, b_K, x_{kN_k}) \end{bmatrix}$$

目标向量为: $Y_k = [y_{k1}, \dots, y_{kN_k}]^T$

更新 M_k 和输出权重 β_k :

$$M_k = M_{k-1} - M_{k-1} H_k^T (I + H_k M_{k-1} H_k^T)^{-1} H_k M_{k-1}$$

$$\beta_k = \beta_{k-1} + M_k H_k^T (Y_k - H_k \beta_{k-1})$$

4. 根据权利要求3所述的融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法, 其特征在于: 在

步骤S4中,利用更新后的分类器对在线采集脑电信号进行分类识别:

$$f_k(x) = [G(a_1, b_1, x), \dots, G(a_K, b_K, x)] \beta_k$$

式中,x代表在线采集的未标记脑电样本;

同时,重复步骤S2、S3和S4的在线学习。

一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于脑电信号处理技术领域,具体涉及一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法。

背景技术

[0002] 脑-机接口(brain-computer interface,BCI)作为一种基于大脑功能的电生理测量,实现人与外界信息交流和控制的全新通讯系统,在医疗、康复、航空、认知科学、教育、生活娱乐等多个领域具有极高的应用价值和广阔的应用前景,成为了目前研究的热点之一。其中,基于头皮脑电信号的非侵入式BCI是当今BCI研究中的主流模式。

[0003] 研究者们对基于头皮脑电信号的BCI已经开展了广泛的研究。但发明人在实现本发明的过程中,发现在BCI分类识别这一关键技术研究中存在以下的不足:

[0004] 1、采用监督学习的方法来实现模式分类是主流模式,但监督方法需要大量的标记脑电样本才能构建有效的分类器,并且分类器在工作期间是固化的,不具有在线适应性。

[0005] 2、目前有少数采用半监督分类方法的研究,可以利用未标记脑电样本来训练和更新分类器,但现有方法采用逐一将样本用于分类器学习的方式,存在学习的盲目性、误标记的累积效应、泛化能力较低等影响信号在线识别性能的问题。

发明内容

[0006] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法,以解决现有技术存在的上述问题。

[0007] 为达到上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0008] 一种融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法,包括:

[0009] S1:利用由少量标记脑电样本组成的小训练集建立基于OS-ELM算法的分类模型,作为半监督学习中的初始分类模型;

[0010] S2:利用在线模糊聚类方法建立结构学习模型,基于标记脑电样本的先验信息估计在线采集脑电样本批量增加后数据分布的全局结构;

[0011] S3:利用分类模型对在线采集的脑电样本进行标记,并采用批量学习的模式,基于由结构学习模型估计的结构信息,选择一批满足一定条件的在线采集脑电样本加入到训练集中,利用更新后的训练集重新训练分类模型;

[0012] S4:利用更新后的分类模型对采集的脑电信号进行在线识别。

[0013] 进一步,在步骤S1中,包括:

[0014] S11:由标记脑电样本组成的初始训练集 $S_0 = \{(x'_i, y'_i) | x'_i \in R^m, y'_i \in (+1, -1)\}_{i=1}^{N_0}$,样本个数 N_0 ,样本特征维数 m ,包含 K 个隐层节点的初始隐含层输出矩阵 H_0 :

$$[0015] \quad H_0 = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x'_1) & \cdots & G(a_K, b_K, x'_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x'_{N_0}) & \cdots & G(a_K, b_K, x'_{N_0}) \end{bmatrix}$$

[0016] 其中, $a_j, j=1, 2, \dots, K$ 为隐层节点的输入权参数, $b_j, j=1, 2, \dots, K$ 为隐层节点的偏移参数, $N_0 \geq K$, a_j 和 b_j 这两组参数随机生成, $G(a_j, b_j, x'_i) = \frac{1}{1 + \exp(-(a_j \cdot x'_i + b_j))}$, 为Sigmoidal 激活函数;

[0017] 计算初始输出权重: $\beta_0 = M_0 H_0^T Y_0$

[0018] 式中, $Y_0 = [y'_1, \dots, y'_{N_0}]^T$ 为目标向量, $M_0 = (H_0^T H_0)^{-1}$;

[0019] $k=0$, k 为加入训练集的脑电样本批次;

[0020] S12: 利用初始分类器对在线采集未标记脑电样本进行分类识别:

[0021] $f_k(x) = [G(a_1, b_1, x), \dots, G(a_K, b_K, x)] \beta_0$

[0022] 式中 x 代表在线采集的未标记脑电样本。

[0023] 进一步, 在步骤S2中, 对于一批在线采集未标记脑电样本 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $x_j \in R^m$, 每一类的聚类中心为 $V = [v_1]_{2 \times m}$, 建立如下结构学习模型目标函数:

$$[0024] \quad J = \sum_{l=1}^2 \sum_{q=1}^n u_{lq}^p d_{lq}^2 + \sum_{l=1}^2 \sum_{z=1}^N u'_{lz}{}^p d'_{lz}{}^2$$

[0025] 式中, u_{1q} 表示第 q 个未标记样本属于第 1 类的隶属度, 且满足 $0 \leq u_{lq} \leq 1, \sum_{l=1}^2 u_{lq} = 1, \sum_{q=1}^n u_{lq} > 0$; u'_{1z} 表示第 z 个标记样本属于第 1 类的隶属度, 且满足 $u'_{1z} \geq$

$u'_{sz}, \forall s \in \{1, 2\}$; d_{1q} 表示第 q 个未标记样本到第 1 类聚类中心 v_1 的距离; d'_{1z} 表示第 z 个标记样本到第 1 类聚类中心 v_1 的距离; p 为模糊参数, 取值为 2; N 为标记样本的个数, $N \geq N_0$;

[0026] 通过拉格朗日乘子法最小化目标函数, 可以获得数据结构属性, 实现对样本的划分, 具体步骤为:

[0027] 1) 初始化模糊聚类矩阵 $U^0 = [u'_{lz}]_{2 \times N_0}$, 且使其满足约束条件; 计算初始聚类中心:

$$[0028] \quad v_l^0 = \frac{\sum_{z=1}^{N_0} u'_{lz}{}^2 x'_z}{\sum_{z=1}^{N_0} u'_{lz}{}^2}$$

[0029] 2) 进行迭代计算:

[0030] 标记样本隶属度采用如下公式进行更新:

$$[0031] \quad u'_{1z} = \frac{1}{\left(\frac{d'_{1z}}{d'_{1z}}\right)^2 + \left(\frac{d'_{1z}}{d'_{2z}}\right)^2}$$

[0032] 未标记样本隶属度采用如下公式进行更新:

$$[0033] \quad u_{lq} = \frac{1}{\left(\frac{d_{lq}}{d_{1q}}\right)^2 + \left(\frac{d_{lq}}{d_{2q}}\right)^2}$$

[0034] 聚类中心更新公式为:

$$[0035] \quad v_l = \frac{\sum_{q=1}^n u_{lq}^2 x_q + \sum_{z=1}^{n'} u_{lz}^2 x_z}{\sum_{q=1}^n u_{lq}^2 + \sum_{z=1}^{n'} u_{lz}^2}$$

[0036] 式中, n' 为标记样本的数量, n 为新增未标记样本的数量;

[0037] 3) 设定计算精度 ε , 如果 $J^r - J^{r-1} < \varepsilon$, 则停止迭代; 否则, 重复上一步; J^{r-1} 表示第 $r-1$ 次迭代计算的目标函数值 J , J^r 表示第 r 次迭代计算的目标函数值 J 。

[0038] 进一步, 在步骤 S3 中, 根据由结构学习模型估计的样本结构信息并依据置信度准则, 从第 k 批由分类器在线标记过的脑电样本中选择出 N_k 个隶属度大于设定阈值的脑电样本, 组成集合 $S_k = \{(x_{kh}, y_{kh})\}_{h=1}^{N_k}$, 计算隐含层输出矩阵 H_k :

$$[0039] \quad H_k = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x_{k1}) & \cdots & G(a_K, b_K, x_{k1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x_{kN_k}) & \cdots & G(a_K, b_K, x_{kN_k}) \end{bmatrix}$$

[0040] 目标向量为: $Y_k = [y_{k1}, \cdots, y_{kN_k}]^T$

[0041] 更新 M_k 和输出权重 β_k :

$$[0042] \quad M_k = M_{k-1} - M_{k-1} H_k^T (I + H_k M_{k-1} H_k^T)^{-1} H_k M_{k-1}$$

$$[0043] \quad \beta_k = \beta_{k-1} + M_k H_k^T (Y_k - H_k \beta_{k-1})。$$

[0044] 进一步, 在步骤 S4 中, 利用更新后的分类器对在线采集脑电信号进行分类识别:

$$[0045] \quad f_k(x) = [G(a_1, b_1, x), \cdots, G(a_K, b_K, x)] \beta_k$$

[0046] 式中, x 代表在线采集的未标记脑电样本;

[0047] 同时, 重复步骤 S2、S3 和 S4 的在线学习。

[0048] 本发明的有益效果在于: 本发明针对现有 BCI 研究中脑电信号在线模式分类存在的问题, 提出一种基于数据全局结构信息的脑电信号在线识别方法, 解决分类器训练的盲目性问题, 降低样本错误标记的风险, 提高算法的泛化能力和在线学习的安全性。

附图说明

[0049] 为了使本发明的目的、技术方案和有益效果更加清楚, 本发明提供如下附图进行说明:

[0050] 图1为本发明实施例所述的融合数据结构信息的脑电信号在线识别方法的逻辑框图。

具体实施方式

[0051] 下面将结合附图,对本发明的优选实施例进行详细的描述。

[0052] 如图1所示,本发明为了解决所述技术问题,采用了如下的技术方案:首先,采用在线序贯极限学习机(online sequential extreme learning machine,OS-ELM)算法构建能满足在线训练速度要求的半监督分类模型;其次,利用模糊聚类方法对由标记和未标记脑电样本共同构建的信号空间进行模糊划分,允许未标记样本同时属于多个类,对应不同的软隶属度,建立能在线学习的结构学习模型;最后,以分类模型的在线更新为接口,实现结构学习模型与半监督分类模型的融合,构建基于数据结构信息的在线自适应分类模型,提高分类模型的泛化能力和在线学习的安全性。

[0053] 具体的,为了实现以上目的,本发明方法包括以下步骤:

[0054] 101、利用由少量标记脑电样本组成的小训练集建立基于OS-ELM算法的分类模型,作为半监督学习中的初始分类模型。

[0055] 102、利用在线模糊聚类方法建立结构学习模型,基于标记脑电样本的先验信息估计在线采集脑电样本批量增加后数据分布的全局结构。

[0056] 103、利用分类模型对在线采集的脑电样本进行标记,并采用批量学习的模式,基于由结构学习模型估计的结构信息,选择一批满足一定条件的在线采集脑电样本加入到训练集中,利用更新后的训练集重新训练分类模型。

[0057] 104、利用更新后的分类模型对采集的脑电信号进行在线识别。

[0058] 本发明所述脑电信号在线识别方法包括了OS-ELM初始分类模型的建立、脑电数据结构信息的估计、分类模型的在线训练和更新、在线采集脑电信号的识别这几个关键步骤,下面对各个步骤进行详细的说明。

[0059] 1、建立OS-ELM初始分类模型。设由标记脑电样本组成的初始训练集为 $S_0 = \{(x'_i, y'_i) | x'_i \in R^m, y'_i \in (+1, -1)\}_{i=1}^{N_0}$, N_0 为样本个数, m 为样本特征维数。计算包含 K 个隐层节点的初始隐含层输出矩阵 H_0 :

$$[0060] \quad H_0 = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x'_1) & \cdots & G(a_K, b_K, x'_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x'_{N_0}) & \cdots & G(a_K, b_K, x'_{N_0}) \end{bmatrix}$$

[0061] 其中, $a_j, j=1, 2, \dots, K$ 为隐层节点的输入权参数, $b_j, j=1, 2, \dots, K$ 为隐层节点的偏移参数, $N_0 \geq K$, a_j 和 b_j 这两组参数随机生成。 $G(a_j, b_j, x'_i) = \frac{1}{1 + \exp(-(a_j \cdot x'_i + b_j))}$, 为Sigmoidal 激活函数。

[0062] 计算初始输出权重: $\beta_0 = M_0 H_0^T Y_0$

[0063] 式中, $Y_0 = [y'_1, \dots, y'_{N_0}]^T$ 为目标向量, $M_0 = (H_0^T H_0)^{-1}$ 。

[0064] 设 $k=0$, k 为加入训练集的脑电样本批次。

[0065] 2、利用初始分类器对在线采集未标记脑电样本进行分类识别(标记):

[0066] $f_k(x) = [G(a_1, b_1, x), \dots, G(a_K, b_K, x)] \beta_0$

[0067] 式中x代表在线采集的未标记脑电样本。

[0068] 3、建立脑电数据结构学习模型,估计数据结构信息。对于一批在线采集未标记样本 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $x_j \in R^m$, 每一类的聚类中心为 $V = [v_1]_{2 \times m}$, 建立如下结构学习模型目标函数:

$$[0069] \quad J = \sum_{l=1}^2 \sum_{q=1}^n u_{lq}^p d_{lq}^2 + \sum_{l=1}^2 \sum_{z=1}^N u'_{lz}{}^p d'_{lz}{}^2$$

[0070] 式中, u_{lq} 表示第q个未标记样本属于第l类的隶属度, 且满足 $0 \leq u_{lq} \leq 1, \sum_{l=1}^2 u_{lq} = 1, \sum_{q=1}^n u_{lq} > 0$; u'_{lz} 表示第z个标记样本属于第l类的隶属度, 且满足 $u'_{lz} \geq$

$u'_{sz}, \forall s \in \{1, 2\}$; d_{lq} 表示第q个未标记样本到第l类聚类中心 v_l 的距离; d'_{lz} 表示第z个标记样本到第l类聚类中心 v_l 的距离; p为模糊参数, 取值为2; N为标记样本的个数, $N \geq N_0$ 。

[0071] 通过拉格朗日乘子法最小化目标函数, 可以获得数据结构属性, 实现对样本的划分, 具体步骤为:

[0072] 1) 初始化模糊聚类矩阵 $U^0 = [u'_{lz}]_{2 \times N_0}$, 且使其满足约束条件。计算初始聚类中心:

$$[0073] \quad v_l^0 = \frac{\sum_{z=1}^{N_0} u'_{lz}{}^2 x'_z}{\sum_{z=1}^{N_0} u'_{lz}{}^2}$$

[0074] 2) 进行迭代计算。

[0075] 标记样本隶属度采用如下公式进行更新:

$$[0076] \quad u'_{lz} = \frac{1}{\left(\frac{d'_{1z}}{d'_{2z}}\right)^2 + \left(\frac{d'_{2z}}{d'_{1z}}\right)^2}$$

[0077] 未标记样本隶属度采用如下公式进行更新:

$$[0078] \quad u_{lq} = \frac{1}{\left(\frac{d_{1q}}{d_{2q}}\right)^2 + \left(\frac{d_{2q}}{d_{1q}}\right)^2}$$

[0079] 聚类中心更新公式为:

$$[0080] \quad v_l = \frac{\sum_{q=1}^n u_{lq}{}^2 x_q + \sum_{z=1}^{n'} u'_{lz}{}^2 x'_z}{\sum_{q=1}^n u_{lq}{}^2 + \sum_{z=1}^{n'} u'_{lz}{}^2}$$

[0081] 式中, n' 为标记样本的数量, n 为新增未标记样本的数量。

[0082] 3) 设定计算精度 ϵ , 如果 $J^r - J^{r-1} < \epsilon$, 则停止迭代; 否则, 重复上一步。 J^{r-1} 表示第r-1次迭代计算的目标函数值J, J^r 表示第r次迭代计算的目标函数值J。

[0083] 4、采用批量学习模式对分类模型进行在线训练和更新。根据由结构学习模型估计

的样本结构信息并依据置信度准则,从第k批由分类器在线标记过的脑电样本中选择出 N_k 个隶属度大于设定阈值的脑电样本,组成集合 $S_k = \{(x_{kh}, y_{kh})\}_{h=1}^{N_k}$,计算隐含层输出矩阵 H_k :

$$[0084] \quad H_k = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x_{k1}) & \cdots & G(a_K, b_K, x_{k1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x_{kN_k}) & \cdots & G(a_K, b_K, x_{kN_k}) \end{bmatrix}$$

[0085] 目标向量为: $Y_k = [y_{k1}, \cdots, y_{kN_k}]^T$

[0086] 更新 M_k 和输出权重 β_k :

$$[0087] \quad M_k = M_{k-1} - M_{k-1} H_k^T (I + H_k M_{k-1} H_k^T)^{-1} H_k M_{k-1}$$

$$[0088] \quad \beta_k = \beta_{k-1} + M_k H_k^T (Y_k - H_k \beta_{k-1})$$

[0089] 5、利用更新后的分类器对在线采集脑电信号进行分类识别(标记):

$$[0090] \quad f_k(x) = [G(a_1, b_1, x), \cdots, G(a_K, b_K, x)] \beta_k$$

[0091] 式中,x代表在线采集的未标记脑电样本。

[0092] 同时,重复第3步、第4步和第5步的在线学习步骤。

[0093] 最后说明的是,以上优选实施例仅用以说明本发明的技术方案而非限制,尽管通过上述优选实施例已经对本发明进行了详细的描述,但本领域技术人员应当理解,可以在形式上和细节上对其作出各种各样的改变,而不偏离本发明权利要求书所限定的范围。

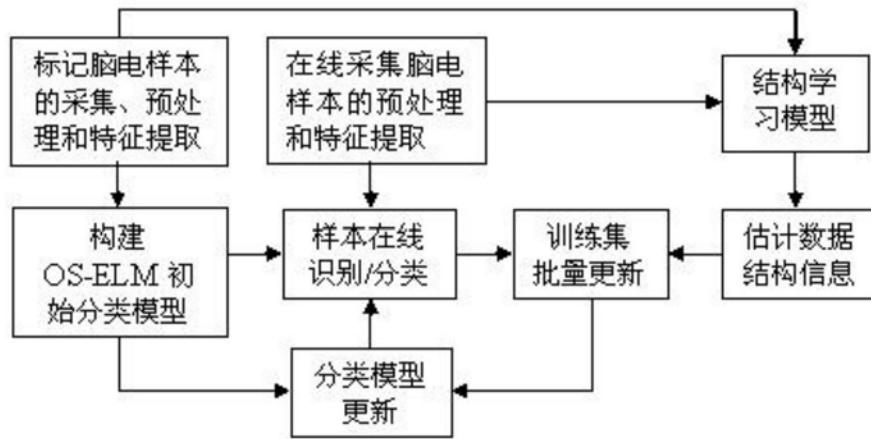


图1