



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110859593 A
(43)申请公布日 2020.03.06

(21)申请号 201910781226.2

(22)申请日 2019.08.22

(71)申请人 西安八水健康科技有限公司
地址 710311 陕西省西安市高新区草堂科
技企业加速器秦岭大道西2号9号楼9-
30301

(72)发明人 秦伟 陆林 陈俊龙

(74)专利代理机构 北京科亿知识产权代理事务
所(普通合伙) 11350
代理人 汤东风

(51)Int.Cl.
A61B 5/00(2006.01)
A61B 5/0476(2006.01)
A61B 5/0488(2006.01)
A61B 5/0496(2006.01)

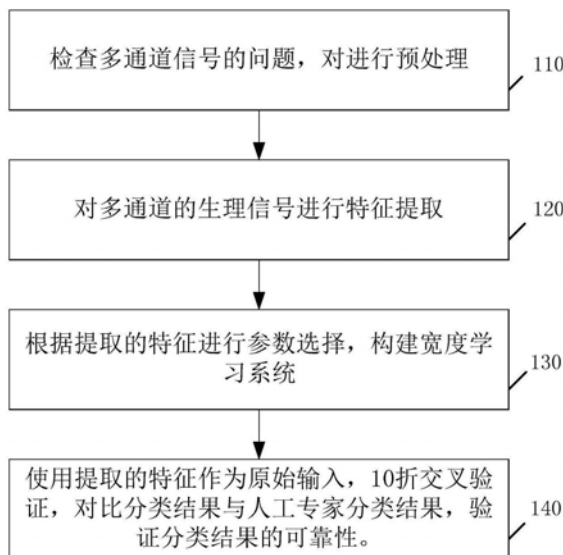
权利要求书1页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

一种基于宽度神经网络的睡眠阶段自动划分算法

(57)摘要

本发明公开了一种基于宽度神经网络的睡眠阶段自动划分方法。所述方法包括：依据多通道信号的不同特点对其中生理数据进行筛选，保留有效数据；利用带通滤波器按各通道特征进行带通滤波，并去除脑电信号中的眼电伪迹；利用小波包变换分解并重构C3、C4通道脑电信号到五个基本节律，并使用短时傅里叶变换提取全部重构信号及其他生理信号的时频谱作为特征；根据特征选择合适参数，构建宽度学习系统，将提取的特征信息在各睡眠阶段特征模型中进行匹配，并根据匹配结果对待处理信号进行睡眠分期，并使用十折交叉验证的平均准确率作为最终结果，验证测量系统的有效性。



1. 一种基于宽度神经网络的睡眠阶段自动划分方法,其特征在于:
步骤一,针对不同无效信号进行相应的预处理,去除噪声;
步骤二,针对不同生理信号,提取各自的特征;
步骤三,选择合适的参数,构建宽度学习系统;
步骤四,使用十折交叉验证完成系统的训练,并进行数据的分期,与人工专家标记结果进行对比,验证系统的有效性。
2. 如权利要求1所述的睡眠阶段自动化分方法,其特征在于:
对于信号中的噪声问题,针对不同生理信号,采用带通滤波器对信号进行滤波,消除其中包括工频噪声在内的大部分噪声。
3. 如权利要求1所述的睡眠阶段自动化分方法,其特征在于:对于脑电信号中混杂的眼电伪迹,由于二者频率相近,使用独立分量分析法对脑电信号中掺杂的眼电伪迹进行去除;将各通道生理信号划分为时长为30sec的epochs,每一个epoch中都包含有各通道的生理信号。
4. 如权利要求3所述的睡眠阶段自动化分方法,其特征在于:
所述采用基于带通滤波器与小波包变换进行特征提取,获取各通道生理信号的特征,包括:
由于使用的EEG、EOG与EMG信号都为随机非平稳信号,故直接使用原始信号作为输入,难以达到理想的效果,依次需要对其进行特征提取;
使用小波包分解将脑电信号重构到delta, theta, alpha, beta与gamma等几个固有节律;
使用短时傅里叶变换提取全部重构信号与其他生理信号的时频谱。
5. 如权利要求4所述的睡眠阶段自动化分方法,其特征在于:
根据提取的特征,选择合适的参数,进行宽度学习系统的构建,包括:
根据获取的训练样本集构建原始输入矩阵和原始输出矩阵;利用第一随机权重和第一随机数基于所述原始输入矩阵构建映射特征节点矩阵;利用第二随机权重和第二随机数基于所述映射特征节点矩阵构建增强节点矩阵;根据由所述映射特征节点矩阵和所述增强节点矩阵组成的增广矩阵以及所述原始输出矩阵来确定连接权重矩阵;
针对系统分类准确较低情况增加额外的增强节点,并用额外增强节点矩阵的伪逆调整连接权重矩阵;使用奇异值分解降低宽度学习系统的相关性,完成宽度学习系统的构建。
6. 如权利要求1所述的睡眠阶段自动化分方法,其特征在于:
选用十折交叉验证进行系统训练并实现睡眠自动分期,包括:将经过特征提取的各通道生理信号的时频谱组合作为输入;将所有被试的数据随机分为十份,每次使用其中九份数据进行系统训练,用剩余一份进行验证,将分期结果与人工专家标记进行比较,得到其分类准确率;共进行10次试验,将10次的平均结果作为最终结果,以验证方法的有效性。

一种基于宽度神经网络的睡眠阶段自动划分算法

技术领域

[0001] 本发明涉及人工智能领域与医疗领域,特别涉及使用一种机器学习方法对人类睡眠阶段进行自动化分。

背景技术

[0002] 睡眠是动物的固有生理活动,是进化过程的自然产物,对于人类也是如此。研究表明,在人的一生里,大约三分之一左右的时间人类处于睡眠状态。睡眠不仅能消除人类在日间活动中的疲劳,同时,也能够使人们的大脑及身体各个器官得到放松与修复。然而,随着当今社会生活节奏越来越快,人们的压力也与日俱增,睡眠时间和质量都在逐渐下降,睡眠质量的降低不仅会影响大脑思维,而且会导致生理机能紊乱,从而使人体处于亚健康状况,甚至引发一系列睡眠相关的疾病从而,如高血压,心脏病,抑郁症等等,睡眠剥夺实验表明,长期缺乏睡眠会对人体造成不可逆的损伤。因此,良好的睡眠是人们正常工作生活与健康的必要保障。

[0003] 在睡眠研究中,睡眠根据不同的生理特征被划分为:为快速眼动睡眠 (Rapid Eye Movement, REM) 与非快速眼动睡眠 (Non-Rapid Eye Movement, NREM),又将NREM划分为三个时期:NREM-I、NREM-II、NREM-III通过判断个体在整晚中处于不同睡眠阶段在总睡眠时间中的比例,以判断个体的睡眠质量。

[0004] 通过采集个体整晚睡眠过程中的生理数据,并通过各阶段脑电信号的特点对其进行划分,这便是睡眠分期。目前的主要依靠人工专家对不同时段信号进行分析,工作枯燥乏味且工作量具大,通常情况下,老练的技师,在一个工作日中最多能完成3-4名被试的整晚EEG数据的划分。

[0005] 有鉴于此,自动睡眠划分方法的提出具有一定的现实意义与价值。目前基于深度学习算法的睡眠分期研究方兴未艾,但这些研究大都针对数据量较小的数据库,并未能证明其有效性。而使用数据量较大的数据库时,其较长的运行时间成为了制约其使用的瓶颈。宽度学习系统的概念是于2017年提出的,其分类准确率与深度学习相当,但其计算时间通常只有深度学习的几十分之一,计算效率远远高于深度学习,因此,鉴于较大的数据量,本发明采用宽度学习系统作为分类器实现睡眠分期。

发明内容

[0006] 本发明主要目的在于提出一种基于多通道生理信号的睡眠阶段自动化分方法,该方法能够有效的对人类的睡眠阶段进行准确的划分,具较高的准确率与普适性。

[0007] 该方法利用样本容量较大的数据集作为样本,可有效提高其分类结果的普适性与可靠性。

[0008] 为实现上述目的,本发明提出的一种基于多通道生理信号的睡眠分期方法,所述方法包括以下步骤:

[0009] 对在实际采集过程中的电极脱落等问题,去除数据中的无效信息,针对不同无效

信号进行相应的预处理,去除噪声;针对不同生理信号,提取各自的特征;选择合适的参数,构建宽度学习系统;使用十折交叉验证完成系统的训练,并进行数据的分期,与人工专家标记结果进行对比,验证系统的有效性。

[0010] 优选地,所述采用的信号进行预处理取,去除信号中的噪声。

[0011] 对于信号中的噪声问题,针对不同生理信号,采用带通滤波器对信号进行滤波,可以消除其中包括工频噪声在内的大部分噪声

[0012] 对于脑电信号中混杂的眼电伪迹,由于二者频率相近,故不能简单地使用滤波器进行滤波,在此处,使用独立分量分析法对脑电信号中掺杂的眼电伪迹进行去除。

[0013] 将各通道生理信号划分为时长为30sec的epochs,每一个epoch中都包含有各通道的生理信号。

[0014] 优选地,所述采用基于带通滤波器与小波包变换进行特征提取,获取各通道生理信号的特征,包括:

[0015] 由于使用的EEG、EOG与EMG信号都为随机非平稳信号,故直接使用原始信号作为输入,难以达到理想的效果,依次需要对其进行特征提取;

[0016] 使用小波包分解将脑电信号重构到delta,theta,alpha,beta与gamma等几个固有节律。

[0017] 使用短时傅里叶变换提取全部重构信号与其他生理信号的时频谱。

[0018] 优选地,根据提取的特征,选择合适的参数,进行宽度学习系统的构建,包括:

[0019] 根据获取的训练样本集构建原始输入矩阵和原始输出矩阵;利用第一随机权重和第一随机数基于所述原始输入矩阵构建映射特征节点矩阵;利用第二随机权重和第二随机数基于所述映射特征节点矩阵构建增强节点矩阵;根据由所述映射特征节点矩阵和所述增强节点矩阵组成的增广矩阵以及所述原始输出矩阵来确定连接权重矩阵。

[0020] 针对系统分类准确较低情况增加额外的增强节点,并用额外增强节点矩阵的伪逆调整连接权重矩阵。使用奇异值分解降低宽度学习系统的相关性,完成宽度学习系统的构建。

[0021] 优选地,选用十折交叉验证进行系统训练并实现睡眠自动分期,包括:

[0022] 将经过特征提取的各通道生理信号的时频谱组合作为输入;将所有被试的数据随机分为十份,每次使用其中九份数据进行系统训练,用剩余一份进行验证,将分期结果与人工专家标记进行比较,得到其分类准确率;共进行 10次试验,将10次的平均结果作为最终结果,以验证方法的有效性。

附图说明

[0023] 图1为根据本发明的一个实施例的基于多通道生理信号的睡眠自动分期方法的示意性流程图。

[0024] 图2为信号采集过程中遇到的失真问题的示意图。

[0025] 图3为脑电信号重构及其频谱。

[0026] 图4为宽度学习算法流程示意性流程图。

[0027] 图5为根据本发明构建的宽度学习系统的结构示意图。

[0028] 图6为根据本发明构建拥有p个新增增强节点的宽度学习系统的结构示意图

具体实施方式

[0029] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明的一部分实施例,而不是全部实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都应属于本发明保护的范围。

[0030] 本发明提供一种基于多通道生理信号的睡眠阶段自动划分方法。

[0031] 参照图1,图1为根据本发明的一个实施例的基于生理信号的睡眠自动分期方法的示意性流程图。图1的基于生理信号的睡眠自动分期方法100包括:

[0032] 110:根据采集信号时出现无效信号,对其不同特点进行相应的处理;同时,依据生理信号的特点,对原始数据进行相应的预处理;

[0033] 120:利用不同生理信号的特点,分别使用短时傅里叶变换与小波包变换对经过预处理的信号提取不同特征;

[0034] 130:根据提取的特征,选择合适的参数,构建宽度学习系统;

[0035] 140:将提取的特征作为原始输入,使用10折交叉验证对被试的睡眠阶段进行划分,并与人工专家的标记结果进行比较,以验证分类结果的可靠性。

[0036] 本发明的一实施例采用National Sleep Research Resource公开数据库中的Sleep Heart Health Study (SHHS) 数据集。该数据库共包含5793位被试的共8444个整晚睡眠生理信号,其年龄区间为40-89,因而依据此数据训练而成的系统具有较高可靠性。

[0037] 本发明的一实施例中采用被试的两通道脑电信号:C3和C4,两通道眼电信号:EOGL和EOGR,以及一通道双极颌下肌电信号作为输入生理信号。

[0038] 在一实施例中,对原始数据进行预处理,包括删除被试的无效信号与滤波去噪等预处理,其中去除被试无效信息方法包括:

[0039] 对不同情况下产生的无效信息进行判断与处理,如图2所示为信号实际采集过程中的常见问题示意图,常见的情况分为:

[0040] 电极脱落的情况(红色方框(B)),电极临时脱落的情况(粉色方框(C)),以及出现在数据最后,实验结束后设备空采的情况(橙色方框(D));

[0041] 针对不同问题的判别方法如下:

[0042] 首先区分正常脑电信号(图2中绿色方框(A))与各异常状况,使用计算个通道内信号的平均绝对幅值的方法对二者进行区别,设置阈值 δ ,若该通道内出现绝对幅值大于 δ ,即:

$$[0043] \quad \frac{1}{m} \left| \sum_{i=1}^m x_i \right| > \delta$$

[0044] 则认为该通道存在异常信号,针对不同异常信号的判别方法包括:

[0045] 设置阈值 θ ,若信号中异常部时长在整段中的比例大于 θ ,即:则该通道信号对应电极脱落情况,认为该通道不适宜使用,对于EEG与EOG信号,采用另一通道的信号代替无效信号;

[0046] 对于一通道内异常部分的时长在整段中的比例小于 θ 的情况,将信号分为30s/epochs的小段,分别对每段数据进行判断:

[0047] 若一段信号的平均绝对幅度均大于该通道最大采样幅度的一半,即:

$$[0048] \quad \frac{1}{m} \left| \sum_{i=1}^m x_i \right| > \frac{1}{2} \max x_i$$

[0049] 则认为该段信号异常,将其从原始信号中分离,使用剩余的信号作为输入,同时,对其余通道生理信号与人工专家标记结果中相应时段的判断进行修改。

[0050] 将去除无效信号后的数据进行相应的预处理,包括:

[0051] 根据各生理信号的主要频率范围,对其进行带通滤波,其通带频率范围分别为:脑电信号C3与C4通道:0.3~45Hz,E0G L与E0G R通道:0.3~12Hz,EMG通道:0.3~20Hz。

[0052] 采用50阶Hamming窗finite impulse response (FIR) 带通滤波器。所采用的滤波方式为0相位滤波,即先对数据进行正向FIR滤波,然后对输出数据进行反向FIR滤波,得到没有相位偏移的数据。

[0053] 由于脑电信号中包含有眼电伪迹,严重影响脑电数据的准确性,因此对原始脑电数据进行去除眼电伪迹。

[0054] 由于眼电伪迹的频率与脑电信号相当,故不能简单地使用滤波器进行处理,本发明中采用独立成分分析(ICA)的方法去除脑电信号中的眼电伪迹。

[0055] 对经过预处理的生理信号进行特征提取,包括:

[0056] 使用小波包变换将C3与C4通道脑电信号依频率划分到:delta (0.3-4Hz), theta (4-7Hz), alpha (8-13Hz), beta (14-30Hz), 与gamma (31-45Hz) 五个脑电信号固有节律。

[0057] 小波包分解是基于小波变换的信号时频域分析方法,N层小波包分解可将原始信号按频率分 2^N 段小波,为广泛应用于信号的分解与重构领域,在进行小波包分解前,首先要确定小波基函数与分解层数:

[0058] 其中DBN小波为紧支正交集小波,具有良好的正则性,N为消失矩,N 越大,则其对频域的局部化能力就越强,但同时其时域紧支性随之减弱,综合考量其频率分辨率与时域紧支性,选取DB5作为小波基函数。

[0059] 经滤波后的脑电信号的频率范围为0.3-45Hz,为满足信号重构需求,则最少需进行6层小波包分解,6层小波包分解后小波的频率宽度为0.652Hz,

[0060] 7层小波包分解后小波的频率宽度为0.326Hz,虽7层小波包分解在精度上高于6层小波包分解,但其耗时更长,考虑时效问题,选择6层小波包分解。

[0061] 因此,选择DB5作为小波基函数,对C3与C4通道进行6层小波包分解,并将信号重构到delta (0.3-4Hz), theta (4-7Hz), alpha (8-13Hz), beta (14-30Hz), 与gamma (30-45Hz) 五个节律,如图3所示。

[0062] 对于EOG、EMG以及重构的各段节律信号,使用短时傅里叶变换对每个30s的数据段提取其时频域特征,其过程如下:

[0063] 首先将各通道内的信号重采样至100Hz,每一通道30s的数据中有3000 个采样信号,随后对重采样的信号进行短时傅里叶变换(STFT)提取其时频谱作为特征。

[0064] 如上所述短时傅里叶变换采用长度为128点Hamming窗作为窗函数,滑动步长为90点,即相邻窗之间有38点重叠,如此,得到时频谱将有32个时间点以及65个频率点,即其时间分辨率为900ms,频率分辨率0.7752Hz。保留其中前32个频率点(0-24Hz),最终每一路信

号为 32×32 的时频谱。

[0065] 选择Z-score方法对每一个时间点上的频率进行归一化,归一化后频率的取值区间为 $(0,1)$ 。

[0066] 将归一化后各路信号的时频谱合并,得到尺寸为 $32 \times 32 \times 13$ 的时频谱块,为提取后的特征,即每一个30s片段对应的特征。

[0067] 为满足输入需求,将原始信号按频率轴合并,形成 $32 \times (32 \times 13)$ 的时频谱块,作为宽度学习系统的输入。

[0068] 图4为宽度学习算法流程图,如图所示,依照特征,选取合适的参数,构建宽度学习系统,包括:

[0069] 根据输入特征选择合适的系统参数,包括:特征节点的窗口数,每个窗口中的特征节点数,增强节点数,稀疏化正则参数等。

[0070] 使用选择的参数构建宽度学习系统,包括:

[0071] 基于原始输入矩阵,利用第一随机权重与第一随机数构建映射特征节点矩阵,包括:基于如下公式()构建映射特征节点矩阵:记特征节点矩阵 $Z^i = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]$,其中,映射特征节点 $z_i = \varphi_i(XW_{ei} + \beta_{ei})$, W_{ei} 为具有适当维度的第一随机权重, β_{ei} 为第一随机数。

[0072] 为解决网络中 W_{ei} 与 β_{ei} 带来的随机性问题,将生成后的特征节点矩阵进行稀疏化表示,这样可降低新生成的特征节点间的相关性,使特征更加紧凑。之后将特征节点矩阵进行min-max标准化,并储存其标准化方法。

[0073] 基于生成的映射特征节点矩阵,利用第二随机权重和第二随机数构建增强节点矩阵,包括:基于如下公式构建增强节点矩阵:记增强节点矩阵 $H^i = [H_1, H_2, \dots, H_i]$,其中,增强节点 $H_i = \xi_i(Z_i W_{hi} + \beta_{hi})$, W_{hi} 为具有适当维度的第二随机权重, β_{hi} 为第二随机数。

[0074] 使用对称性sigmoid(tansig)函数对 H^i 进行激活,仍激活后的增强节点为 H^i ,

[0075] 则宽度学习模型可以被表示为:

$$Y = [Z_1, \dots, Z_n | \xi(Z^n W_{h_1} + \beta_{h_1}), \dots, \xi(Z^n W_{h_m} + \beta_{h_m})] W^m$$

$$[0076] \quad = [Z_1, \dots, Z_n | H_1, \dots, H_m] W^m$$

$$= [Z^n | H^m] W^m$$

[0077] 记 $A = [Z^n | H^m]$,则 $Y = AW^m$,其中 $W^m = [Z^n | H^m]^+ Y$,为建立宽度结构的连接权重,依 $[Z^n | H^m]^+$ 照岭回归近似可求得宽度学习网络的连接权重,完成宽度学习网络的训练。宽度学习系统示意图如图5所示。

[0078] 上述岭回归算法,为求解伪逆的一种优化算法,对于:

$$[0079] \quad \arg \min: \|AW - Y\|_v^{\sigma_1} + \lambda \|W\|_u^{\sigma_2}$$

[0080] 其中, $\sigma_1, \sigma_2 > 0$,同时 u, v 是正则化系数,当 $\sigma_1 = \sigma_2 = u = v = 2$ 时,上述最优问题转化为常规2范数正则化凸问题。数值 λ 定义了对于 W 平方和的进一步约束。该优化问题的解等价于与岭回归理论的解。具体说来,即是通过向 $A^T A$ 或者 AA^T 的对角线元素加上一个正数来给出Moore-Penrose广义逆的近似。

[0081] 对应的输出系数 A^+ 为:

$$[0082] \quad A^+ = \lim_{\lambda \rightarrow 0} (\lambda I + AA^T)^{-1} A^T$$

[0083] 完成宽度模型的搭建后,为减少系统特征的冗余度,使用奇异值分解 (SVD) 对宽度模型进行简化,包括对A的分解:

$$[0084] \quad \begin{aligned} A_F^{\{m,n\}} &= U_F \Sigma_F V_F^T \\ &= U_F [\Sigma_F^P | \Sigma_F^Q] \begin{bmatrix} V_F^{PT} \\ V_F^{QT} \end{bmatrix} \\ &= U_F \Sigma_F^P V_F^{PT} + \tilde{U}_F \Sigma_F^Q V_F^{QT} \\ &= A_F^{\{m,n\}P} + A_F^{\{m,n\}Q} \end{aligned}$$

[0085] 设置阈值 ϵ , 其中, P 为大于 ϵ 的特征值, Q 为小于 ϵ 的特征值, 将含 Q 的对应项舍去, 则记:

$$[0086] \quad A_F = A_F^{\{m,n\}P} V_F^P$$

[0087] 则输入矩阵可近似表示为:

$$[0088] \quad Y = A_F W_F$$

[0089] 其中

$$[0090] \quad W_F = A_F^+ Y$$

[0091] 最终完成对样本集的训练, 使用测试集数据与测试集输入矩阵与求得的网络连接权值相乘, 得到分类结果。

[0092] 将经过特征提取的各通道生理信号的时频谱组合作为输入; 将所有被试的数据随机分为十份, 每次使用其中九份数据作为训练集, 将其特征信息在各睡眠阶段的生理信号特征模型中进行匹配, 用剩余一份进行验证, 将分期结果与人工专家标记进行比较, 得到其分类准确率; 共进行 10 次试验, 将 10 次的平均准确率作为分类结果指标, 进行 5 次十折交叉验证以消除实验的随机性, 则最终的识别准确率按式 () 计算:

$$[0093] \quad A = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^{10} A_{ij}$$

[0094] 若在交叉验证过程中出现得到的识别准确率低于给定阈值, 则在宽度学习网络中增加 p 个增强节点, 并根据其增强节点矩阵更新系统连接权重, 使用更新的连接权重进行分期。

[0095] 针对这种情况有 p 个新增的增强节点, 可将扩展的宽度学习系统描述如下:

[0096] 记 $A^m = [Z^n | H^m]$, $A^{m+1} = [A^m | \xi(Z^n W_{h_{m+1}} + \beta_{h_{m+1}})]$, 作为更新增强节点后的对应输入矩阵, 其中, $W_{h_{m+1}} \in \mathbb{R}^{n_k \times p}$, $\beta_{h_{m+1}} \in \mathbb{R}^p$. 二者随机生成, 权值更新后的矩阵的伪逆可表示为:

$$[0097] \quad (A^{m+1})^+ = \begin{bmatrix} (A^m)^+ - DB^T \\ B^T \end{bmatrix}$$

[0098] 其中 $D = (A^m)^+ \xi(Z^n W_{h_{m+1}} + \beta_{h_{m+1}})$

$$[0099] \quad B^T = \begin{cases} (C)^+ & \text{if } C \neq 0 \\ (1 + D^T D)^{-1} D^T (A^m)^+ & \text{if } C = 0 \end{cases}$$

[0100] 并且 $C = \xi(Z^n W_{h_{m+1}} + \beta_{h_{m+1}}) - A^m D$ 。

[0101] 最终,新的对应输出权重为:

$$[0102] \quad W^{m+1} = \begin{bmatrix} W^m - DB^T Y \\ B^T Y \end{bmatrix}$$

[0103] 包括新增p个增强节点的宽度学习网络示意图如图6所示。具有额外增强节点的宽度学习系统仅需要计算附加增强节点的伪逆,而非计算矩阵 (A^{m+1}) ,从而导致快速增量学习算法。

[0104] 本实施例中采用了阈值法对实际采集的生理信号进行去除无效信号处理,利用独立成分分析方法去除脑电信号中的眼电伪迹。使用小波包变换分解并重构脑电信号至六个基本节律,并使用短时傅里叶变换对所有生理信号进行特征提取。利用提取的特征选择合适的参数,构建宽度学习系统,最后使用5次十折交叉验证的平均结果作为最终的识别准确率,

[0105] 本实施例能够精确地自动识别睡眠阶段,对睡眠自动分期的准确率与效率有了较大提升。

[0106] 本实施例所采用的数据为,但并不仅仅限于本数据库,适用于一切符合 AASM manual标准的生理信号的睡眠自动分期工作。

[0107] 以上仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所做的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

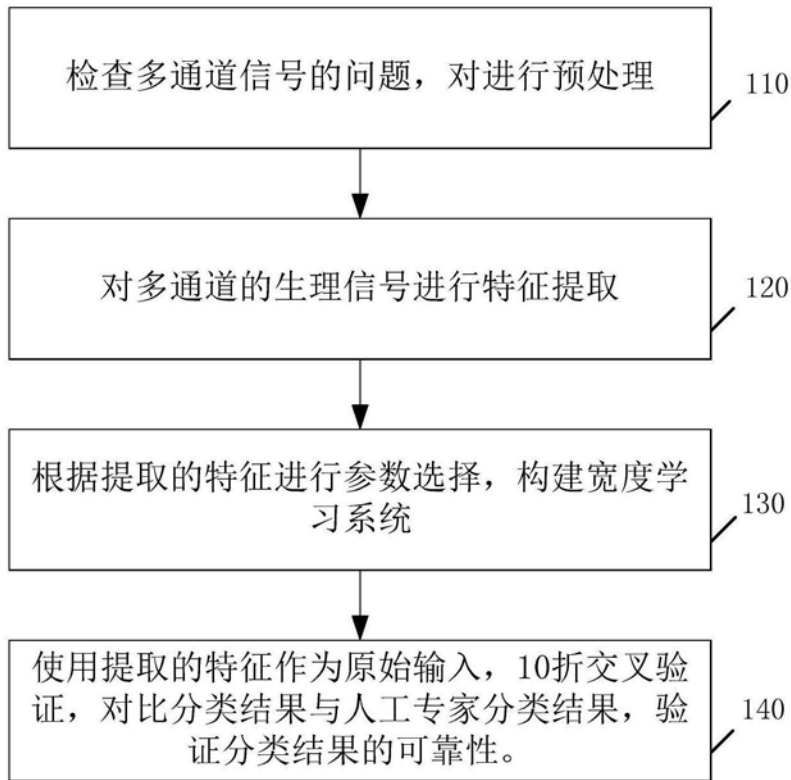


图1

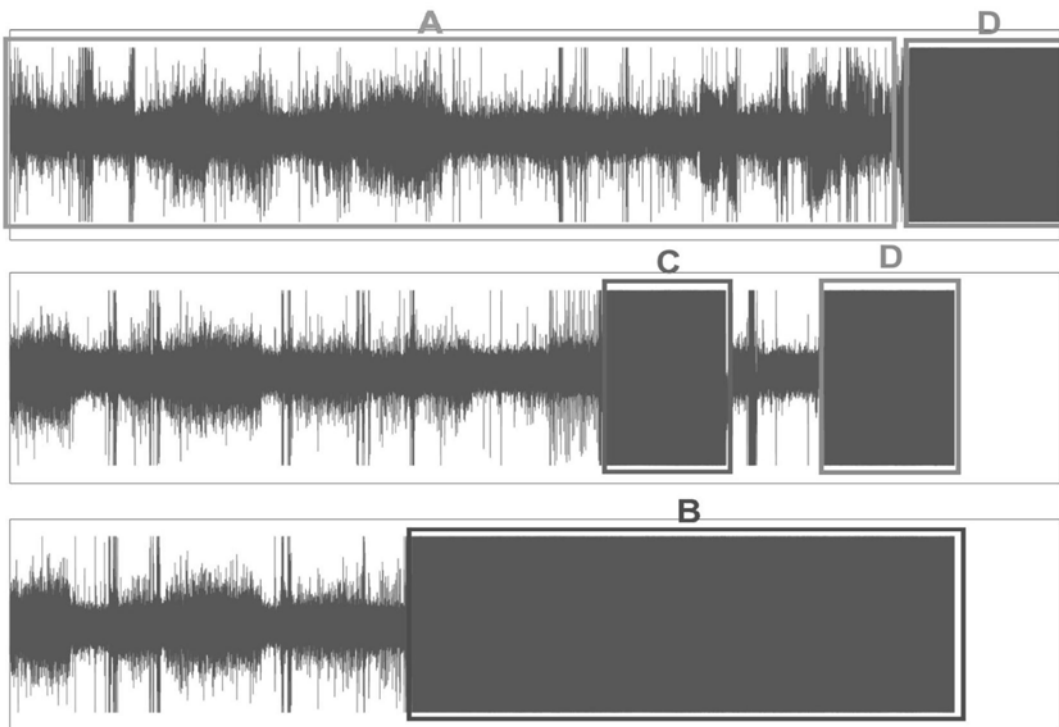


图2

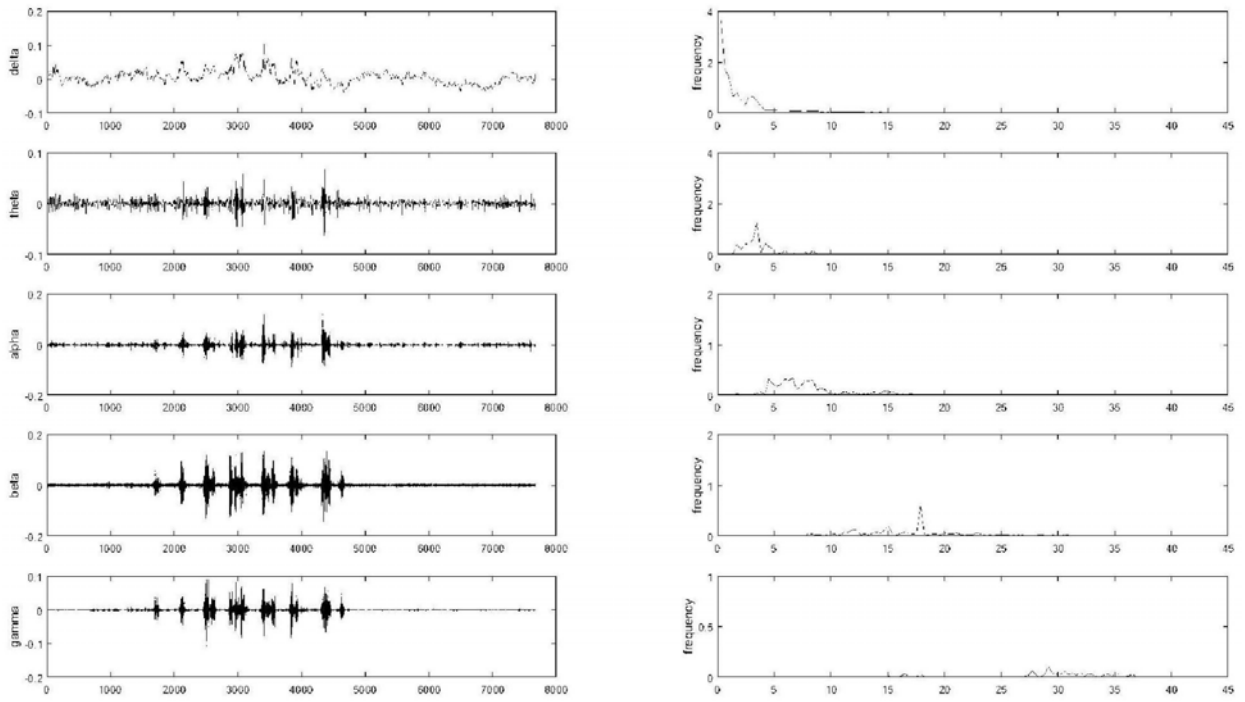


图3

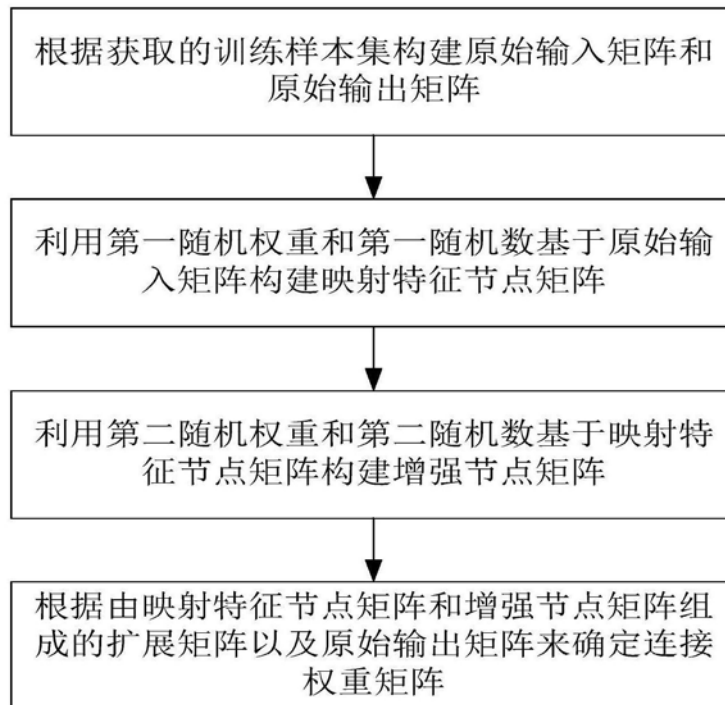


图4

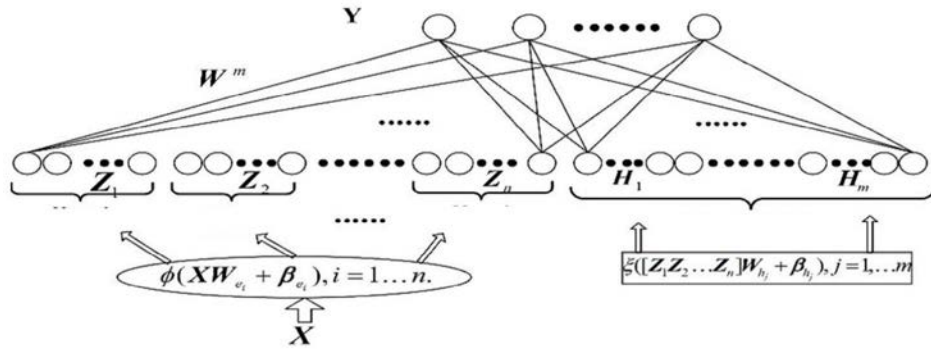


图5

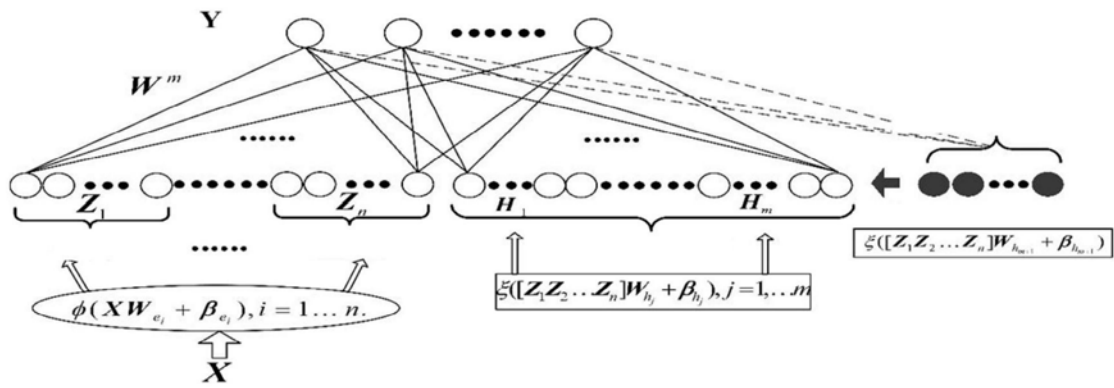


图6

专利名称(译)	一种基于宽度神经网络的睡眠阶段自动划分算法		
公开(公告)号	CN110859593A	公开(公告)日	2020-03-06
申请号	CN201910781226.2	申请日	2019-08-22
[标]发明人	秦伟 陆林 陈俊龙		
发明人	秦伟 陆林 陈俊龙		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476 A61B5/0488 A61B5/0496		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/0488 A61B5/0496 A61B5/4812 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/726 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于宽度神经网络的睡眠阶段自动划分方法。所述方法包括：依据多通道信号的不同特点对其中生理数据进行筛选，保留有效数据；利用带通滤波器按各通道特征进行带通滤波，并去除脑电信号中的眼电伪迹；利用小波包变换分解并重构C3、C4通道脑电信号到五个基本节律，并使用短时傅里叶变换提取全部重构信号及其他生理信号的时频谱作为特征；根据特征选择合适参数，构建宽度学习系统，将提取的特征信息在各睡眠阶段特征模型中进行匹配，并根据匹配结果对待处理信号进行睡眠分期，并使用十折交叉验证的平均准确率作为最终结果，验证测量系统的有效性。

