



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109662708 A

(43)申请公布日 2019.04.23

(21)申请号 201910052122.8

G16H 40/67(2018.01)

(22)申请日 2019.01.21

G06K 9/00(2006.01)

(71)申请人 郑州大学第一附属医院

G06N 3/08(2006.01)

地址 450001 河南省郑州市二七区建设东
路50号

G06N 3/04(2006.01)

(72)发明人 赵杰 翟运开 陈昊天 崔莉亚
石金铭 卢耀恩 王振博 曹明波

(74)专利代理机构 常州佰业腾飞专利代理事务
所(普通合伙) 32231

代理人 刘松

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/1455(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书3页 说明书7页 附图4页

(54)发明名称

一种基于深度神经网络的术后病人行为监
测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于深度神经网络的术
后病人行为监测方法,包括在病人身上设置信息
采集装置,利用隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模
型对信息采集装置采集到的数据进行解析和分
类,从而能对术后病人进行实时监测和行为识
别,解决了对住院术后病人进行行为识别和体征
监控的技术问题,为医生的诊疗提供了参考数
据,减少了护士人员的工作强度。

通过人体传感器网络获得的信号数据

将信号数据输入到预设的深度学习神经网络模
型中,通过神经网络模型输出病人的生命
体征状况和当前的行为

1. 一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,其特征在于:包括如下步骤:

步骤1:在病人身上设置信息采集装置,信息采集装置用于采集病人生命体征数据,生命体征数据包括心电信号ECG、血氧饱和度数据SpO2、位置信息、加速度信号和角速度信号;

在医院病房部署监测中心服务器,信息采集装置通过无线网络与监测中心服务器通信;

监控中心服务器设有DTU,信息采集装置通过无线网络与DTU通信,DTU通过串口与监控中心服务器通信;

步骤2:在监测中心服务器中预设深度神经网络模型,信息采集装置将生命体征数据发送给监测中心服务器,监测中心服务器对生命体征数据进行预处理;

步骤3:监测中心服务器对生命体征数据进行窗口分割:使用加窗的方法分割时间序列上的生命体征数据,即,使用窗口长度为在2s时间上的采取的样本点的矩形窗分割生命体征数据,步长设置为有50%的数据重叠;

步骤4:监测中心服务器对生命体征数据中的加速度和角速度信号进行特征提取:采用滑动窗口提取时域特征和频域特征;频域特征为生命体征数据中的周期性信息,频域特征的分析用快速傅里叶变换计算;

时域特征的提取包括如下步骤:

步骤S1:用n来表示一个时间窗口的大小,用i来表示第i行数据,利用以下公式计算加速度和角速度信号数据的均值mean、标准差std、相关系数p和过均值点个数above mean;

$$\begin{aligned} \text{mean} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i; \\ \text{std} &= \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_i - \text{mean})^2}; \\ p_{x,y} &= \frac{\text{cov}(x,y)}{\sigma_x \sigma_y}; \\ \text{above_mean} &= \sum_{i=1}^n \text{sign}(a_i > \text{mean}); \end{aligned}$$

其中,n取自然数,i取自然数;cov(x,y)表示x,y的相关系数; σ_x, σ_y 表示x,y的标准差;sign()为判断函数,当 $a_i > \text{mean}$ 的条件成立时,sign()结果取值为1,否则为0; a_i 为第i行数据;

频域特征的提取包括如下步骤:

步骤S2:用n来表示一个时间窗口的大小,用i来表示第i行数据,通过快速傅里叶变换分析加速度和角速度数据频域分析,利用以下公式得到的幅度统计的几个量包括均值 amp_{mean} 、标准差 amp_{std} 、斜度 amp_{skew} 、峭度 amp_{kurt} 和形状统计的几个量包括均值 $\text{shape}_{\text{mean}}$ 、标准差 $\text{shape}_{\text{std}}$ 、斜度 $\text{shape}_{\text{skew}}$ 、峭度 $\text{shape}_{\text{kurt}}$;

$$\text{amp}_{\text{mean}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C(i);$$

$$\begin{aligned}
amp_{std} &= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [C(i) - amp_{mean}]^2} ; \\
shape_{ske} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{C(i) - amp_{mean}}{amp_{std}} \right]^3 ; \\
amp_{kur} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{C(i) - amp_{mean}}{amp_{std}} \right]^4 - 3 ; \\
shape_{mean} &= \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N iC(i) ; \\
shape_{std} &= \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^N (i - shape_{mean})^2 C(i)} ; \\
shape_{ske} &= \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N \left(\frac{i - shape_{mean}}{shape_{std}} \right)^3 C(i) ; \\
shape_{kur} &= \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N \left(\frac{i - shape_{mean}}{shape_{std}} \right)^4 C(i) - 3 ;
\end{aligned}$$

其中C(i)为第i个窗口的频率幅度值,N表示窗口数, $S = \sum_{i=1}^N C(i)$;

步骤S3:选择生命体征数据的加速度和角速度信号的时域和频域特征来进行行为识别;

步骤5:监测中心服务器进行特征选择:将生命体征数据分类为人体生命体征状况数据和行为数据;

步骤6:监测中心服务器基于时间序列对行为数据进行计算,对病人进行行为识别,其具体步骤如下:

步骤A1:将信息采集装置多次采集到的位置信息、加速度信号和角速度信号进行小波去噪后生成行为样本集;

步骤A2:建立隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型,利用行为样本集中的数据对隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型进行训练;

步骤A3:将行为样本集中最近一次采集到的位置信息、加速度信号和角速度信号作为实时行为数据,并将实时行为数据加入到测试行为样本集中;

步骤A4:通过隐马尔科夫HMM模型中的Viterbi算法对测试行为样本集进行分类,去除脏数据,生产行为序列数据,

步骤A5:将行为分类为5个类型,5个类型包括行走、躺着、坐着、喝水和站立;

步骤A6:利用双层GRU模型对行为序列数据进行识别,判断并输出行为序列数据属于步骤A5中定义的哪一个类型;

步骤7:监测中心服务器基于时间序列对人体生命体征状况数据进行计算,识别病人的生命体征状况,其具体步骤如下:

步骤B1:将信息采集装置多次采集到的心电信号ECG和血氧饱和度数据SpO2进行小波

去噪后生成体征样本集；

步骤B2:建立双层GRU模型,利用体征样本集中的数据对双层GRU模型进行训练；

步骤B3:将体征样本集中最近一次采集到的心电信号ECG和血氧饱和度数据SpO2作为实时行为数据,并将实时行为数据加入到测试体征样本集中；

步骤B4:将体征分为分为四级:一级是生命体征严重危险的病人,二级是生命体征危险的病人,三级是生命体征状态中等的病人,四级是生命体征状态良好的病人；

步骤B5:利用双层GRU模型对测试体征样本集进行识别,判断并输出测试体征样本集中的数据属于步骤B4中定义的哪一个类型。

2.如权利要求1所述的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,其特征在于:在执行步骤6时,GRU模型作为LSTM长短期记忆网络的一种变体,将忘记门和输入门合成了一个单一的更新门,双层GRU模型是将前一层GRU的输出作为后一层的输入。

3.如权利要求1所述的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,其特征在于:所述信息采集装置包括单片机、GPRS模块、锂电池、AD模块、纽扣式电极贴片、充电模块、血氧探头和惯性传感器,蓝牙模块、AD模块、血氧探头和惯性传感器均与单片机连接,纽扣式电极贴片连接AD模块;锂电池为单片机、蓝牙模块、锂电池、AD模块、纽扣式电极贴片、血氧探头和惯性传感器供电,充电模块连接锂电池。

4.如权利要求3所述的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,其特征在于:所述单片机的型号为赛普拉斯集成BLE功能的CY8C4247单片机;所述AD模块的型号为ADS1291;所述血氧探头的型号为IR2R413UT-038型血氧探头传感器;惯性传感器的型号为MPU6050;所述GPRS模块的型号为SIM800A。

5.如权利要求1所述的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,其特征在于:所述DTU的型号为USR-GPRS-734。

一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法

技术领域

[0001] 本发明属于医疗器械技术领域,尤其涉及一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法。

背景技术

[0002] 术后健康监控过程能够保障在生命体征出现异常情况时可以进行及时处理,同时术后康复训练及效果评估也需要有效的工具进行支持,对住院术后病人实施有效的监护预警是检测和提高病人生存时间的重要手段。

[0003] 目前,现有的院内监护设备具有心电信息的采集、存储、智能分析预警等功能,由于过多功能的设计,使得监护装置过大,因此不能携带。此外,使用该装置时需要连电源线,使得病人的活动范围受到了很大的限制,不利于病人的康复。

发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,解决了对住院术后病人进行行为识别和体征监控的技术问题。

[0005] 为实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0006] 一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤1:在病人身上设置信息采集装置,信息采集装置用于采集病人生命体征数据,生命体征数据包括心电信号ECG、血氧饱和度数据SpO₂、位置信息、加速度信号和角速度信号;

[0008] 在医院病房部署监测中心服务器,信息采集装置通过无线网络与监测中心服务器通信;

[0009] 监测中心服务器设有DTU,信息采集装置通过无线网络与DTU通信,DTU通过串口与监测中心服务器通信;

[0010] 步骤2:在监测中心服务器中预设深度神经网络模型,信息采集装置将生命体征数据发送给监测中心服务器,监测中心服务器对生命体征数据进行预处理;

[0011] 步骤3:监测中心服务器对生命体征数据进行窗口分割:使用加窗的方法分割时间序列上的生命体征数据,即,使用窗口长度为在2s时间上的采取的样本点的矩形窗分割生命体征数据,步长设置为有50%的数据重叠;

[0012] 步骤4:监测中心服务器对生命体征数据中的加速度和角速度信号进行特征提取:采用滑动窗口提取时域特征和频域特征;频域特征为生命体征数据中的周期性信息,频域特征的分析用快速傅里叶变换计算;

[0013] 时域特征的提取包括如下步骤:

[0014] 步骤S1:用n来表示一个时间窗口的大小,用i来表示第i行数据,利用以下公式计算加速度和角速度信号数据的均值mean、标准差std、相关系数p和过均值点个数above mean;

$$[0015] \quad mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i ;$$

$$[0016] \quad std = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_i - mean)^2} ;$$

$$[0017] \quad p_{x,y} = \frac{cov(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} ;$$

$$[0018] \quad above_mean = \sum_{i=1}^n sign(a_i > mean) ;$$

[0019] 其中,n取自然数,i取自然数;cov(x,y)表示x,y的相关系数; σ_x, σ_y 表示x,y的标准差;sign()为判断函数,当 $a_i > mean$ 的条件成立时,sign()结果取值为1,否则为0; a_i 为第i行数据;

[0020] 频域特征的提取包括如下步骤:

[0021] 步骤S2:用n来表示一个时间窗口的大小,用i来表示第i行数据,通过快速傅里叶变换分析加速度和角速度数据频域分析,利用以下公式得到的幅度统计的几个量包括均值 amp_{mean} 、标准差 amp_{std} 、斜度 amp_{skew} 、峭度 amp_{kurt} 和形状统计的几个量包括均值 $shape_{mean}$ 、标准差 $shape_{std}$ 、斜度 $shape_{skew}$ 、峭度 $shape_{kurt}$;

$$[0022] \quad amp_{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C(i) ;$$

$$[0023] \quad amp_{std} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [C(i) - amp_{mean}]^2} ;$$

$$[0024] \quad shape_{ske} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{C(i) - amp_{mean}}{amp_{std}} \right]^3 ;$$

$$[0025] \quad amp_{kur} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{C(i) - amp_{mean}}{amp_{std}} \right]^4 - 3 ;$$

$$[0026] \quad shape_{mean} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N i C(i) ;$$

$$[0027] \quad shape_{std} = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^N (i - shape_{mean})^2 C(i)} ;$$

$$[0028] \quad shape_{ske} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N \left(\frac{i - shape_{mean}}{shape_{std}} \right)^3 C(i) ;$$

$$[0029] \quad shape_{kur} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N \left(\frac{i - shape_{mean}}{shape_{std}} \right)^4 C(i) - 3 ;$$

[0030] 其中 $C(i)$ 为第 i 个窗口的频率幅度值, N 表示窗口数, $S = \sum_{i=1}^N C(i)$;

[0031] 步骤S3:选择生命体征数据的加速度和角速度信号的时域和频域特征来进行行为识别;

[0032] 步骤5:监测中心服务器进行特征选择:将生命体征数据分类为人体生命体征状况数据和行为数据;

[0033] 步骤6:监测中心服务器基于时间序列对行为数据进行计算,对病人进行行为识别,其具体步骤如下:

[0034] 步骤A1:将信息采集装置多次采集到的位置信息、加速度信号和角速度信号进行小波去噪后生成行为样本集;

[0035] 步骤A2:建立隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型,利用行为样本集中的数据对隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型进行训练;

[0036] 步骤A3:将行为样本集中最近一次采集到的位置信息、加速度信号和角速度信号作为实时行为数据,并将实时行为数据加入到测试行为样本集中;

[0037] 步骤A4:通过隐马尔科夫HMM模型中的Viterbi算法对测试行为样本集进行分类,去除脏数据,生产行为序列数据,

[0038] 步骤A5:将行为分类为5个类型,5个类型包括行走、躺着、坐着、喝水和站立;

[0039] 步骤A6:利用双层GRU模型对行为序列数据进行识别,判断并输出行为序列数据属于步骤A5中定义的哪一个类型;

[0040] 步骤7:监测中心服务器基于时间序列对人体生命体征状况数据进行计算,识别病人的生命体征状况,其具体步骤如下:

[0041] 步骤B1:将信息采集装置多次采集到的心电信号ECG和血氧饱和度数据SpO2进行小波去噪后生成体征样本集;

[0042] 步骤B2:建立双层GRU模型,利用体征样本集中的数据对双层GRU模型进行训练;

[0043] 步骤B3:将体征样本集中最近一次采集到的心电信号ECG和血氧饱和度数据SpO2作为实时行为数据,并将实时行为数据加入到测试体征样本集中;

[0044] 步骤B4:将体征分为四级:一级是生命体征严重危险的病人,二级是生命体征危险的病人,三级是生命体征状态中等的病人,四级是生命体征状态良好的病人;

[0045] 步骤B5:利用双层GRU模型对测试体征样本集进行识别,判断并输出测试体征样本集中的数据属于步骤B4中定义的哪一个类型。

[0046] 优选的,在执行步骤6时,GRU模型作为LSTM长短期记忆网络的一种变体,将忘记门和输入门合成了一个单一的更新门,双层GRU模型是将前一层GRU的输出作为后一层的输入。

[0047] 优选的,所述信息采集装置包括单片机、GPRS模块、锂电池、AD模块、纽扣式电极贴片、充电模块、血氧探头和惯性传感器,蓝牙模块、AD模块、血氧探头和惯性传感器均与单片机连接,纽扣式电极贴片连接AD模块;锂电池为单片机、蓝牙模块、锂电池、AD模块、纽扣式电极贴片、血氧探头和惯性传感器供电,充电模块连接锂电池。

[0048] 优选的,所述单片机的型号为赛普拉斯集成BLE功能的CY8C4247单片机;所述AD模块的型号为ADS1291;所述血氧探头的型号为IR2R413UT-038型血氧探头传感器;惯性传感

器的型号为MPU6050;所述GPRS模块的型号为SIM800A。

[0049] 优选的,所述DTU的型号为USR-GPRS-734。

[0050] 本发明所述的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,解决了对住院术后病人进行行为识别和体征监控的技术问题,为医生的诊疗提供了参考数据,减少了护士人员的工作强度。

附图说明

[0051] 图1是本发明的总流程示意图;

[0052] 图2是本发明的系统结构示意图;

[0053] 图3是本发明的行为识别和生命体征状况的数据处理总流程图;

[0054] 图4是本发明的行为识别算法的流程图;

[0055] 图5是本发明的生命体征状况算法的流程图。

具体实施方式

[0056] 如图1-图5所示的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,包括如下步骤:

[0057] 步骤1:在病人身上设置信息采集装置,信息采集装置用于采集病人生命体征数据,生命体征数据包括心电信号ECG、血氧饱和度数据SpO₂、位置信息、加速度信号和角速度信号;

[0058] 在医院病房部署监测中心服务器,信息采集装置通过无线网络与监测中心服务器通信;

[0059] 监控中心服务器设有DTU,信息采集装置通过无线网络与DTU通信,DTU通过串口与监控中心服务器通信;

[0060] 步骤2:在监测中心服务器中预设深度神经网络模型,信息采集装置将生命体征数据发送给监测中心服务器,监测中心服务器对生命体征数据进行预处理;

[0061] 实际采集的数据一般都有噪声,需要进行预处理,预处理的方法包括平滑、去噪、归一化和标准化;

[0062] 本实施例的指数平滑的公式为: $S_t = \alpha \cdot y_t + (1-\alpha) S_{t-1}$;其中 S_t 为 t 期平滑值, α 为平滑常数, y_t 为 t 期实际值, $S_1 = y_1$ 即为第一期的预测值等于观测值;

[0063] 本实施例采用基于小波变换的时间序列去噪,其包括小波分解与重构法去噪;小波分解与重构法去噪为现有技术,故不详细叙述。

[0064] 步骤3:监测中心服务器对生命体征数据进行窗口分割:使用加窗的方法分割时间序列上的生命体征数据,即,使用窗口长度为在2s时间上的采取的样本点的矩形窗分割生命体征数据,步长设置为有50%的数据重叠;

[0065] 步骤4:监测中心服务器对生命体征数据中的加速度和角速度信号进行特征提取:采用滑动窗口提取时域特征和频域特征;频域特征为生命体征数据中的周期性信息,频域特征的分析用快速傅里叶变换计算;

[0066] 时域特征的提取包括如下步骤:

[0067] 步骤S1:用 n 来表示一个时间窗口的大小,用 i 来表示第 i 行数据,利用以下公式计

算加速度和角速度信号数据的均值mean、标准差std、相关系数p和过均值点个数above mean;

$$[0068] \quad mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i ;$$

$$[0069] \quad std = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_i - mean)^2} ;$$

$$[0070] \quad p_{x,y} = \frac{cov(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} ;$$

$$[0071] \quad above_mean = \sum_{i=1}^n sign(a_i > mean) ;$$

[0072] 其中,n取自然数,i取自然数;cov(x,y)表示x,y的相关系数; σ_x, σ_y 表示x,y的标准差;sign()为判断函数,当 $a_i > mean$ 的条件成立时,sign()结果取值为1,否则为0; a_i 为第i行数据;

[0073] 频域特征的提取包括如下步骤:

[0074] 步骤S2:用n来表示一个时间窗口的大小,用i来表示第i行数据,通过快速傅里叶变换分析加速度和角速度数据频域分析,利用以下公式得到的幅度统计的几个量包括均值amp_{mean}、标准差amp_{std}、斜度amp_{skew}、峭度amp_{kurt}和形状统计的几个量包括均值shape_{mean}、标准差shape_{std}、斜度shape_{skew}、峭度shape_{kurt};

$$[0075] \quad amp_{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C(i) ;$$

$$[0076] \quad amp_{std} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [C(i) - amp_{mean}]^2} ;$$

$$[0077] \quad shape_{ske} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{C(i) - amp_{mean}}{amp_{std}} \right]^3 ;$$

$$[0078] \quad amp_{kur} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{C(i) - amp_{mean}}{amp_{std}} \right]^4 - 3 ;$$

$$[0079] \quad shape_{mean} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N i C(i) ;$$

$$[0080] \quad shape_{std} = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^N (i - shape_{mean})^2 C(i)} ;$$

$$[0081] \quad shape_{ske} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N \left(\frac{i - shape_{mean}}{shape_{std}} \right)^3 C(i) ;$$

$$[0082] \quad shape_{kur} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N \left(\frac{i - shape_{mean}}{shape_{std}} \right)^4 C(i) - 3 ;$$

[0083] 其中 $C(i)$ 为第 i 个窗口的频率幅度值, N 表示窗口数, $S = \sum_{i=1}^N C(i)$;

[0084] 步骤S3:选择生命体征数据的加速度和角速度信号的时域和频域特征来进行行为识别;

[0085] 步骤5:监测中心服务器进行特征选择:将生命体征数据分类为人体生命体征状况数据和行为数据;

[0086] 步骤6:监测中心服务器基于时间序列对行为数据进行计算,对病人进行行为识别,其具体步骤如下:

[0087] 步骤A1:将信息采集装置多次采集到的位置信息、加速度信号和角速度信号进行小波去噪后生成行为样本集;

[0088] 步骤A2:建立隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型,利用行为样本集中的数据对隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型进行训练;

[0089] HMM模型可由以下参数描述:

[0090] N :模型中状态的个数。 N 个状态的集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 。记 t 时刻状态为 q_t ,显然 $q_t \in \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 。

[0091] M :观测符号的个数。观测符号的集合为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 。

[0092] T :观测序列的长度。观测序列可记为 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$,记 t 时刻的观测值为 o_t ,其中 $o_t \in \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 。

[0093] π :初始的状态概率为 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N\}$,

[0094] 其中 $\pi_i = p(q_1 = S_i), 1 \leq i \leq N$;

[0095] A :状态转移概率矩阵, $A = \{a_{ij}\}$,

[0096] 其中 $a_{ij} = p(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i), 1 \leq i, j \leq N$;

[0097] B :观察值概率矩阵, $B = \{b_{jk}\}$,

[0098] 其中 $b_{jk} = p(o_t = v_k | q_t = S_j), 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$;

[0099] 一个HMM为: $\lambda = (N, M, \pi, A, B)$ 简写为 $\lambda = (\pi, A, B)$ 。

[0100] 双层GRU模型为在神经网络的深度不断拓展,即在第一层GRU基础上,再叠加一层GRU,叠加方法就是把每个输入对应的GRU层的输出作为下一层GRU神经网络层相应节点的输入,因为两者完全是一一对应的,所以很好叠加这两层神经网络。

[0101] 步骤A3:将行为样本集中最近一次采集到的位置信息、加速度信号和角速度信号作为实时行为数据,并将实时行为数据加入到测试行为样本集中;

[0102] 步骤A4:通过隐马尔科夫HMM模型中的Viterbi算法对测试行为样本集进行分类,去除脏数据,生产行为序列数据,Viterbi算法为在已知模型参数 λ 和观测序列 $O = o_1, o_2, \dots, o_T$ 的条件下,寻找最佳的状态序列 $Q^* = q_1^*, q_2^*, \dots, q_T^*$,即使 $P(Q, O | \lambda)$ 最大的状态序列。

[0103] 步骤A5:将行为分类为5个类型,5个类型包括行走、躺着、坐着、喝水和站立;

[0104] 步骤A6:利用双层GRU模型对行为序列数据进行识别,判断并输出行为序列数据属于步骤A5中定义的哪一个类型;

[0105] 步骤7:监测中心服务器基于时间序列对人体生命体征状况数据进行计算,识别病人的生命体征状况,其具体步骤如下:

[0106] 步骤B1:将信息采集装置多次采集到的心电信号ECG和血氧饱和度数据SpO2进行小波去噪后生成体征样本集;

[0107] 步骤B2:建立双层GRU模型,利用体征样本集中的数据对双层GRU模型进行训练;

[0108] 步骤B3:将体征样本集中最近一次采集到的心电信号ECG和血氧饱和度数据SpO2作为实时行为数据,并将实时行为数据加入到测试体征样本集中;

[0109] 步骤B4:将体征分为分为四级:一级是生命体征严重危险的病人,二级是生命体征危险的病人,三级是生命体征状态中等的病人,四级是生命体征状态良好的病人;

[0110] 步骤B5:利用双层GRU模型对测试体征样本集进行识别,判断并输出测试体征样本集中的数据属于步骤B4中定义的哪一个类型。

[0111] 优选的,在执行步骤6时,GRU模型作为LSTM长短期记忆网络的一种变体,将忘记门和输入门合成了一个单一的更新门,双层GRU模型是将前一层GRU的输出作为后一层的输入。

[0112] 优选的,所述信息采集装置包括单片机、GPRS模块、锂电池、AD模块、纽扣式电极贴片、充电模块、血氧探头和惯性传感器,蓝牙模块、AD模块、血氧探头和惯性传感器均与单片机连接,纽扣式电极贴片连接AD模块;锂电池为单片机、蓝牙模块、锂电池、AD模块、纽扣式电极贴片、血氧探头和惯性传感器供电,充电模块连接锂电池。

[0113] 优选的,所述单片机的型号为赛普拉斯集成BLE功能的CY8C4247单片机;所述AD模块的型号为ADS1291;所述血氧探头的型号为IR2R413UT-038型血氧探头传感器;惯性传感器的型号为MPU6050;所述GPRS模块的型号为SIM800A。

[0114] 优选的,所述DTU的型号为USR-GPRS-734

[0115] 所述信息采集装置还包括TMB09A03型蜂鸣器、HYY1027型震动器和数个LED灯,TMB09A03型蜂鸣器、HYY1027型震动器和数个LED灯均与STM32微处理器的IO口电连接。

[0116] 信息采集装置通过MB09A03型蜂鸣器、HYY1027型震动器和LED灯向佩戴者发出报警信息。

[0117] 本发明所述的一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法,解决了对住院术后病人进行行为识别和体征监控的技术问题,为医生的诊疗提供了参考数据,减少了护士人员的工作强度。

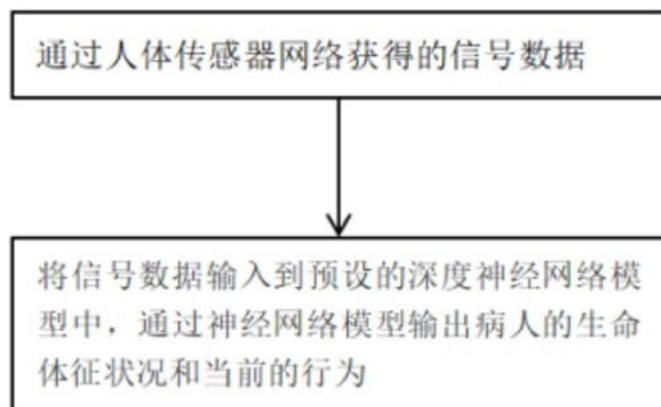


图1

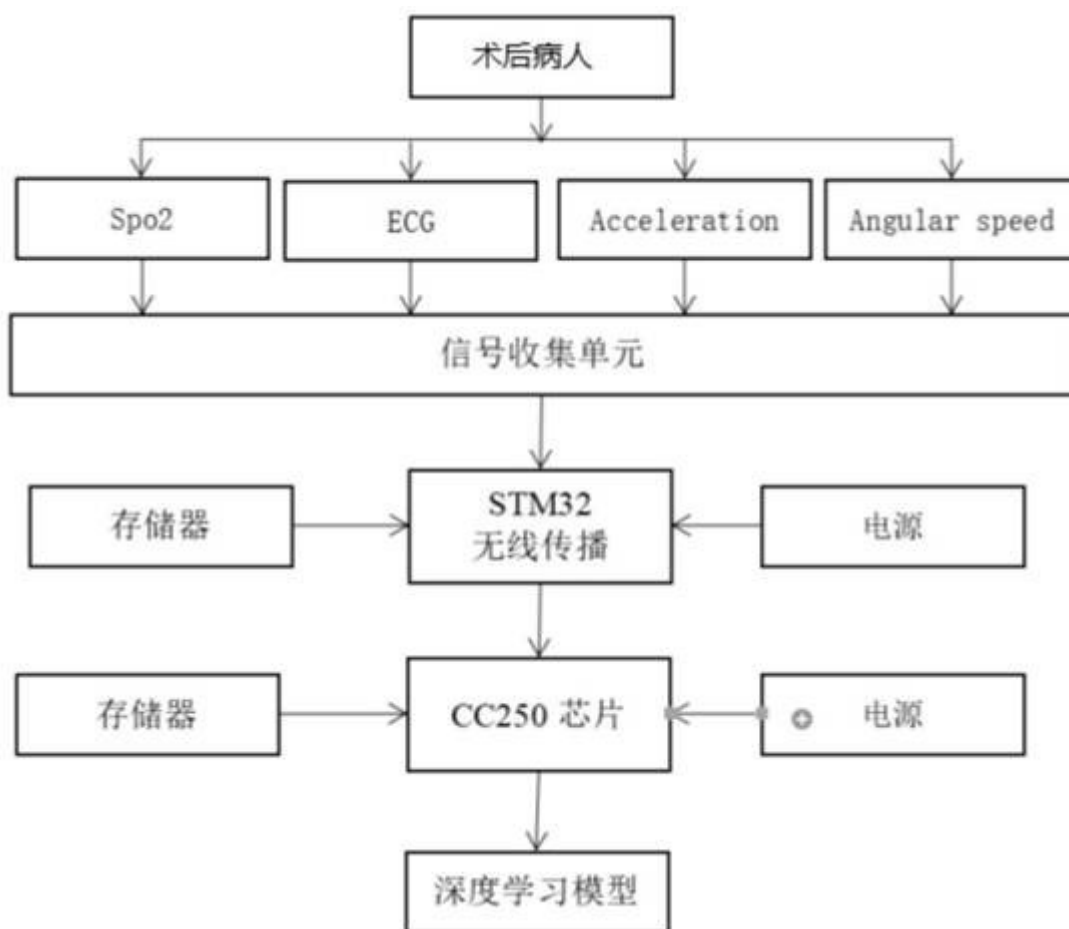


图2

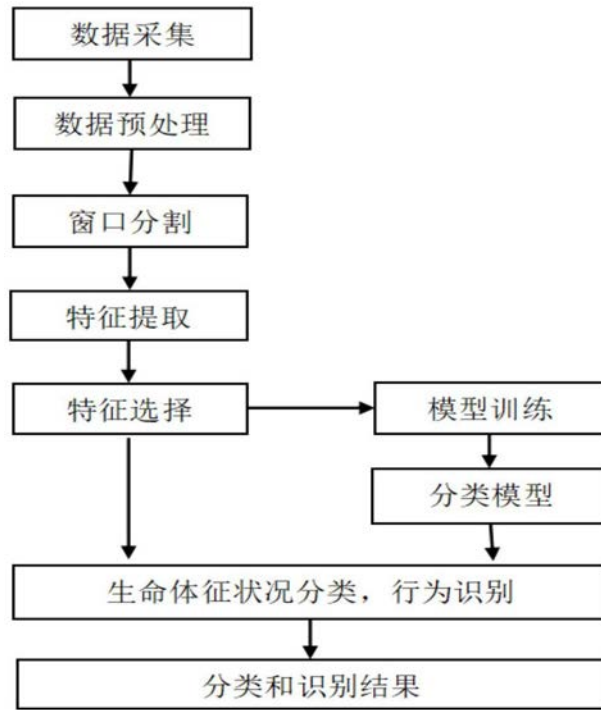


图3

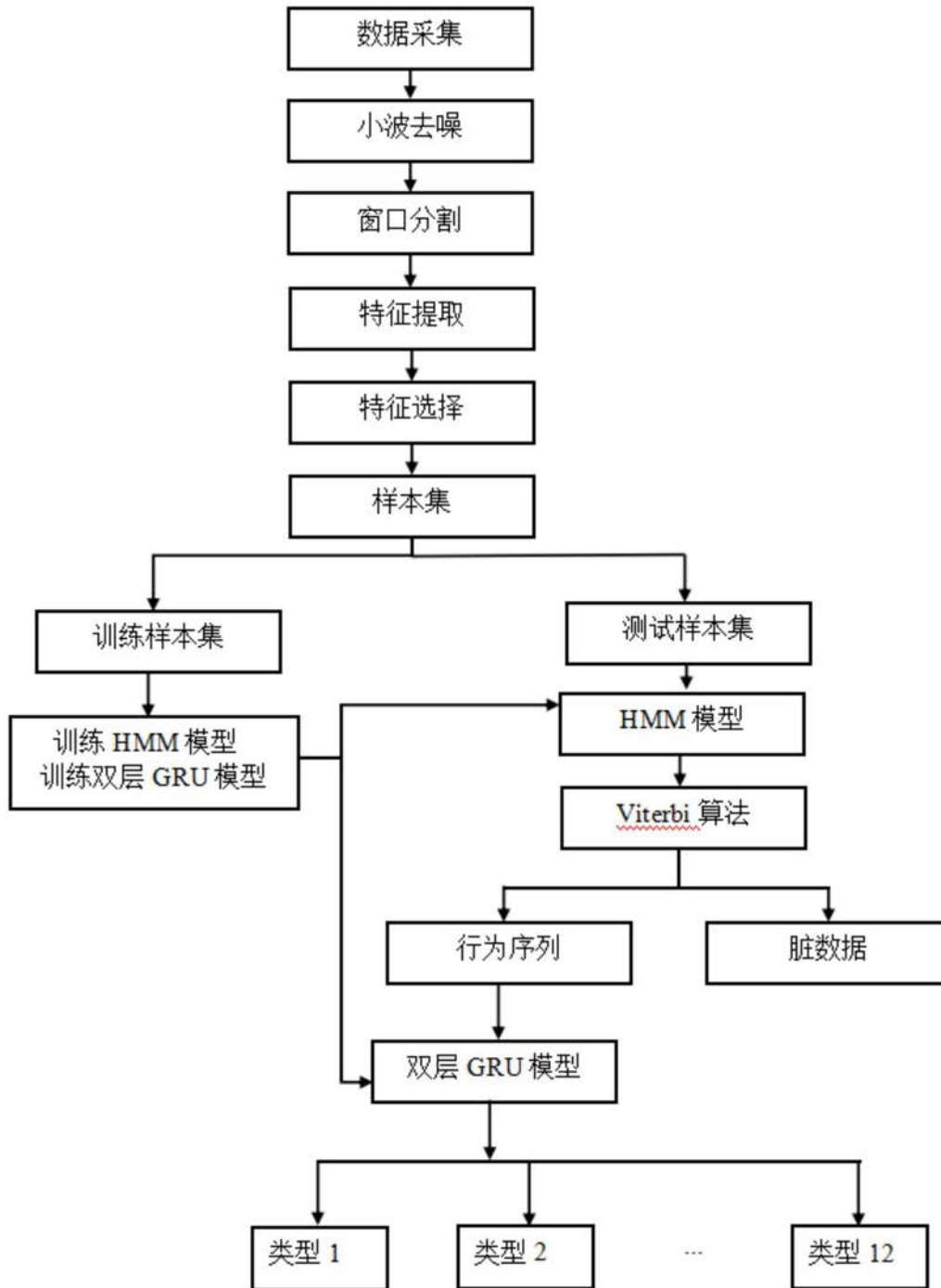


图4

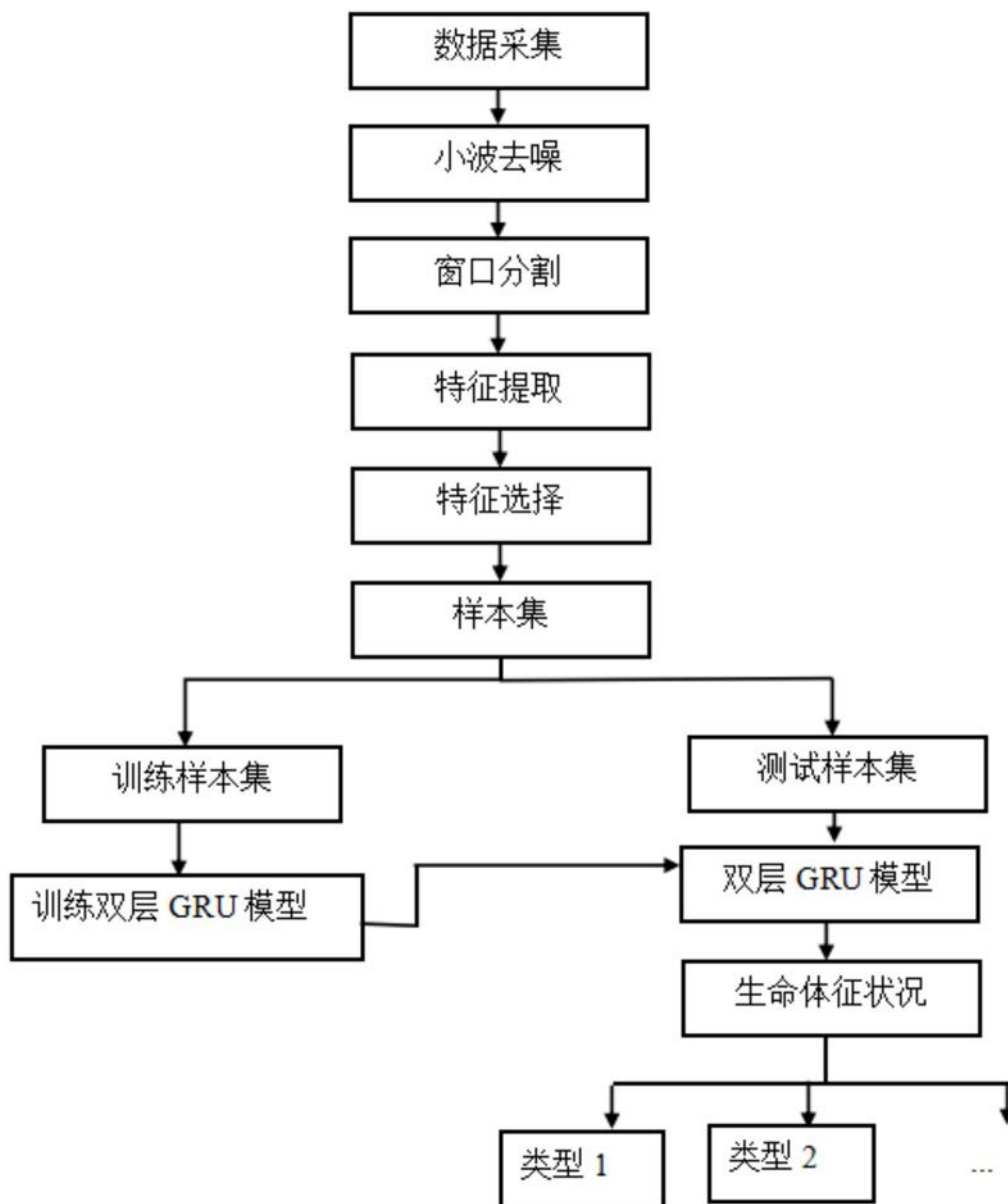


图5

专利名称(译)	一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法		
公开(公告)号	CN109662708A	公开(公告)日	2019-04-23
申请号	CN201910052122.8	申请日	2019-01-21
[标]申请(专利权)人(译)	郑州大学第一附属医院		
申请(专利权)人(译)	郑州大学第一附属医院		
当前申请(专利权)人(译)	郑州大学第一附属医院		
[标]发明人	赵杰 翟运开 陈昊天 石金铭 卢耀恩 王振博 曹明波		
发明人	赵杰 翟运开 陈昊天 崔莉亚 石金铭 卢耀恩 王振博 曹明波		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/1455 A61B5/11 A61B5/00 G16H40/67 G06K9/00 G06N3/08 G06N3/04		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/1112 A61B5/1118 A61B5/14542 A61B5/1455 A61B5/6802 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/7253 A61B5/7257 A61B5/7267 G06K9/0051 G06K9/00523 G06N3/049 G06N3/08 G16H40/67		
代理人(译)	刘松		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于深度神经网络的术后病人行为监测方法，包括在病人身上设置信息采集装置，利用隐马尔科夫HMM模型和双层GRU模型对信息采集装置采集到的数据进行解析和分类，从而能对术后病人进行实时监测和行为识别，解决了对住院术后病人进行行为识别和体征监控的技术问题，为医生的诊疗提供了参考数据，减少了护士人员的工作强度。

通过人体传感器网络获得的信号数据



将信号数据输入到预设的深度神经网络模型中，通过神经网络模型输出病人的生命体征状况和当前的行为