



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 116942151 B

(45) 授权公告日 2024.05.14

(21) 申请号 202310916743.2

CN 113069096 A, 2021.07.06

(22) 申请日 2023.07.25

EP 3174461 A1, 2017.06.07

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 11064942 B1, 2021.07.20

申请公布号 CN 116942151 A

US 2011028810 A1, 2011.02.03

(43) 申请公布日 2023.10.27

US 2011264378 A1, 2011.10.27

(73) 专利权人 迈德医疗科技(深圳)有限公司

CN 107174258 A, 2017.09.19

地址 518000 广东省深圳市福田区福保街

CN 113288131 A, 2021.08.24

道福保社区市花路南侧长富金茂大厦

CN 101600396 A, 2009.12.09

1号楼1905

CN 113288134 A, 2021.08.24

CN 113448386 A, 2021.09.28

(72) 发明人 邓兴华 凌永权 袁昊 姚强

CN 114550940 A, 2022.05.27

US 2016029966 A1, 2016.02.04

(74) 专利代理机构 深圳市世纪宏博知识产权代

US 2017164878 A1, 2017.06.15

理事务所(普通合伙) 44806

US 2021318558 A1, 2021.10.14

专利代理师 赖智威

US 2022338936 A1, 2022.10.27

WO 2023275567 A1, 2023.01.05

(51) Int. Cl.

A61B 5/145 (2006.01)

A61B 5/00 (2006.01)

G06F 18/20 (2023.01)

G06F 18/2131 (2023.01)

唐川香. 基于深度学习的全自动非接触式生命体征监测. 《中国优秀硕士学位论文全文数据库》. 2019, 第1-60页.

审查员 张曦

(56) 对比文件

CN 110650671 A, 2020.01.03

权利要求书1页 说明书7页 附图2页

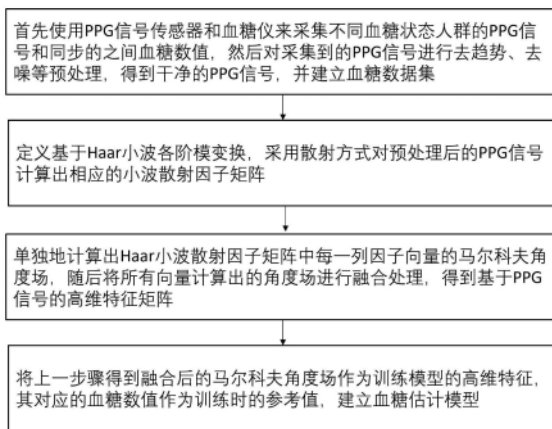
(54) 发明名称

一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法

了原始信号中包含的有价值的信息,且提高了血糖识别模型的鲁棒性,进而提升了检测准确性。

(57) 摘要

本发明公开了一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,包括以下步骤:采集不同血糖状态人群的PPG信号以及对应的血糖数值,通过获取PPG信号的Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,并进行融合处理,获取基于PPG信号的高维特征矩阵;生成具有6层卷积结构的回归任务卷积神经网络作为训练模型,将高维特征矩阵作为训练模型的高维特征,将PPG信号对应的血糖数值作为训练时的参考值,构建血糖估计模型,血糖估计模型用于根据获取的待测目标的PPG信号,对待测目标的血糖进行检测;本发明确保了最大限度上保留



CN 116942151 B

1. 一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

采集不同血糖状态人群的PPG信号以及对应的血糖数值,通过获取所述PPG信号的Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,并进行融合处理,获取基于所述PPG信号的高维特征矩阵;

生成具有6层卷积结构的回归任务卷积神经网络作为训练模型,将所述高维特征矩阵作为所述训练模型的高维特征,将所述PPG信号对应的所述血糖数值作为训练时的参考值,构建血糖估计模型,所述血糖估计模型用于根据获取的待测目标的PPG信号,对所述待测目标的血糖进行检测;

在获取Haar小波散射因子矩阵的过程中,基于Haar小波各阶模变换,采用散射方式对预处理后的所述PPG信号计算出相应的所述小波散射因子矩阵;

在计算小波散射因子矩阵的过程中,将预处理后的所述PPG信号做为父小波,进行Haar小波变换后,生成母小波;

将所述母小波与所述父小波进行卷积后,生成散射因子;

根据Haar小波变换的阶次,将依次生成的若干所述散射因子,构建成所述小波散射因子矩阵;

在获取马尔科夫角度场的过程中,基于所述Haar小波散射因子矩阵的每一列因子向量,通过10种不同的状态进行量化,构建 10×10 的状态转移矩阵和状态概率矩阵;

基于所述状态转移矩阵,通过所述状态概率矩阵获取状态角度矩阵,生成每一列因子向量对应的所述马尔科夫角度场;

在通过状态概率矩阵获取状态角度矩阵的过程中,通过计算所述状态概率矩阵的任一元素的反正弦或反余弦得到角度标量,根据所述角度标量,构建所述状态角度矩阵。

2. 根据权利要求1所述一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,其特征在于:

在获取PPG信号的过程中,对所述PPG信号进行去趋势、去噪预处理后,根据预处理后的所述PPG信号,获取所述Haar小波散射因子矩阵。

3. 根据权利要求2所述一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,其特征在于:

在对PPG信号进行预处理的过程中,使用最小二乘法拟合进行去趋势操作,对去趋势后的所述PPG信号,通过低通滤波器去除高频噪声,使用移动均值方法对微小尖刺进行平滑处理后,完成对所述PPG信号的预处理操作。

一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及信号发生器电路设计技术领域,具体而言,涉及一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法。

背景技术

[0002] 人体血液中相对少量的葡萄糖被称为血糖水平。虽然我们的身体严格地调节血糖水平,但有时几个器官的功能失调和我们的食物摄入会导致高血糖或低血糖。在过去的几十年里,糖尿病一直被认为是主要的死亡原因之一。由于目前还没有找到令人满意的治疗糖尿病的药物,所以控制糖尿病是最好的解决办法。

[0003] 为了实时、连续监测血糖,从而控制糖尿病,近年来许多连续、无创的血糖检测技术开始发展起来。特别是,使用一些数据挖掘和机器学习的手段,利用光电容积脉搏波(PPG)来实现连续血糖监测。但是,传统使用机器学习方法来建模时,例如高斯过程回归、岭回归、随机森林和Adaboost等等,都是需要预先从PPG信号中提取出人工所定义的特征点。在这种情况下很容易遗漏掉一些重要的特征且未被提取出来,造成模型的鲁棒性能不佳,并且人工定义的特征点不全,不能完整地提取出与血糖浓度变化有关的信息,导致血糖估计的准确率不高,同时还存在特征提取计算复杂度高问题;因此,急需设计一种新的血糖估计方法,用于提高血糖估计准确率。

发明内容

[0004] 为了解决现阶段难以从PPG信号中提取出与血糖变化有关特征、血糖模型准确率低等问题,本发明的目的是提供一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,通过使用小波散射提取出了PPG信号的所有因子矩阵,然后将每一列因子转换成马尔科夫角度场并进行融合,确保保留了PPG信号的全部特征信息,增强了模型的鲁棒性,并提高了血糖估计准确率。

[0005] 为了实现上述技术目的,本申请提供了一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,包括以下步骤:

[0006] 采集不同血糖状态人群的PPG信号以及对应的血糖数值,通过获取PPG信号的Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,并进行融合处理,获取基于PPG信号的高维特征矩阵;

[0007] 生成具有6层卷积结构的回归任务卷积神经网络作为训练模型,将高维特征矩阵作为训练模型的高维特征,将PPG信号对应的血糖数值作为训练时的参考值,构建血糖估计模型,血糖估计模型用于根据获取的待测目标的PPG信号,对待测目标的血糖进行检测。

[0008] 优选地,在获取PPG信号的过程中,对PPG信号进行去趋势、去噪预处理后,根据预处理后的PPG信号,获取Haar小波散射因子矩阵。

[0009] 优选地,在对PPG信号进行预处理的过程中,使用最小二乘法拟合进行去趋势操作,对去趋势后的PPG信号,通过低通滤波器去除高频噪声,使用移动均值方法对微小尖刺

进行平滑处理后,完成对PPG信号的预处理操作。

[0010] 优选地,在获取Haar小波散射因子矩阵的过程中,基于Haar小波各阶模变换,采用散射方式对预处理后的PPG信号计算出相应的小波散射因子矩阵。

[0011] 优选地,在计算小波散射因子矩阵的过程中,将预处理后的PPG信号做为父小波,进行Haar小波变换后,生成母小波;

[0012] 将母小波与父小波进行卷积后,生成散射因子;

[0013] 根据Haar小波变换的阶次,将依次生成的若干散射因子,构建成小波散射因子矩阵。

[0014] 优选地,在获取马尔科夫角度场的过程中,基于Haar小波散射因子矩阵的每一列因子向量,通过10种不同的状态进行量化,构建 10×10 的状态转移矩阵和状态概率矩阵;

[0015] 基于状态转移矩阵,通过状态概率矩阵获取状态角度矩阵,生成每一列因子向量对应的马尔科夫角度场。

[0016] 优选地,在通过状态概率矩阵获取状态角度矩阵的过程中,通过计算状态概率矩阵的任一元素的反正弦或反余弦得到角度标量,根据角度标量,构建状态角度矩阵。

[0017] 优选地,用于实现血糖检测方法的血糖检测装置,包括:

[0018] 数据采集单元,用于采集待测目标的PPG信号;

[0019] 数据处理单元,用于对待测目标的PPG信号进行趋势、去噪预处理,获取待测PPG信号;

[0020] 血糖检测单元,用于基于血糖估计模型,依据待测PPG信号,获取待测目标的血糖数值。

[0021] 本发明公开了以下技术效果:

[0022] 与现有技术相比,本发明无需在时域和频域中提取出各种人工定义的形态特征,而是给出了一种更为便捷的高维特征图来训练血糖模型。由于本发明计算的特征图拥有多通道的特性,确保最大限度上保留了原始信号中包含的有价值的信息,提高了模型的鲁棒性。

附图说明

[0023] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0024] 图1是本发明所述的Haar小波函数示意图;

[0025] 图2是本发明所述的6层卷积神经网络结构图;

[0026] 图3是本发明所述的方法主要流程框架图。

具体实施方式

[0027] 为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本申请实施例中附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。通常在此处附图中描述和示出的本申请实

施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。因此,以下对在附图中提供的本申请的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本申请的范围,而是仅仅表示本申请的选定实施例。基于本申请的实施例,本领域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,都属于本申请保护的范围。

[0028] 如图1-3所示,本发明提供了一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,包括以下步骤:

[0029] 采集不同血糖状态人群的PPG信号以及对应的血糖数值,通过获取PPG信号的Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,并进行融合处理,获取基于PPG信号的高维特征矩阵;

[0030] 生成具有6层卷积结构的回归任务卷积神经网络作为训练模型,将高维特征矩阵作为训练模型的高维特征,将PPG信号对应的血糖数值作为训练时的参考值,构建血糖估计模型,血糖估计模型用于根据获取的待测目标的PPG信号,对待测目标的血糖进行检测。

[0031] 进一步优选地,在获取PPG信号的过程中,本发明对PPG信号进行去趋势、去噪预处理后,根据预处理后的PPG信号,获取Haar小波散射因子矩阵。

[0032] 进一步优选地,在对PPG信号进行预处理的过程中,本发明使用最小二乘法拟合进行去趋势操作,对去趋势后的PPG信号,通过低通滤波器去除高频噪声,使用移动均值方法对微小尖刺进行平滑处理后,完成对PPG信号的预处理操作。

[0033] 进一步优选地,在获取Haar小波散射因子矩阵的过程中,基于Haar小波各阶模变换,本发明采用散射方式对预处理后的PPG信号计算出相应的小波散射因子矩阵。

[0034] 进一步优选地,在计算小波散射因子矩阵的过程中,本发明将预处理后的PPG信号做为父小波,进行Haar小波变换后,生成母小波;

[0035] 将母小波与父小波进行卷积后,生成散射因子;

[0036] 根据Haar小波变换的阶次,将依次生成的若干散射因子,构建成小波散射因子矩阵。

[0037] 进一步优选地,在获取马尔科夫角度场的过程中,基于Haar小波散射因子矩阵的每一列因子向量,本发明通过10种不同的状态进行量化,构建 10×10 的状态转移矩阵和状态概率矩阵;

[0038] 基于状态转移矩阵,通过状态概率矩阵获取状态角度矩阵,生成每一列因子向量对应的马尔科夫角度场。

[0039] 进一步优选地,在通过状态概率矩阵获取状态角度矩阵的过程中,通过计算状态概率矩阵的任一元素的反正弦或反余弦得到角度标量,根据角度标量,构建状态角度矩阵。

[0040] 进一步优选地,本发明还设计一种用于实现血糖检测方法的血糖检测装置,包括:

[0041] 数据采集单元,用于采集待测目标的PPG信号;

[0042] 数据处理单元,用于对待测目标的PPG信号进行趋势、去噪预处理,获取待测PPG信号;

[0043] 血糖检测单元,用于基于血糖估计模型,依据待测PPG信号,获取待测目标的血糖数值。

[0044] 本发明还公开了一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测系统,包括:

[0045] 数据采集模块,用于采集不同血糖状态人群的PPG信号以及对应的血糖数值;

[0046] 数据处理模块,用于通过获取PPG信号的Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,并进行融合处理,获取基于PPG信号的高维特征矩阵;

[0047] 血糖识别模块,用于通过生成具有6层卷积结构的回归任务卷积神经网络作为训练模型,将高维特征矩阵作为训练模型的高维特征,将PPG信号对应的血糖数值作为训练时的参考值,进而构建血糖估计模型,其中,血糖估计模型用于根据获取的待测目标的PPG信号,对待测目标的血糖进行检测。

[0048] 本发明提到的血糖检测系统用于嵌入到血糖检测装置中,用于形成装置的血糖检测单元的血糖估计模型,进而使得血糖检测装置通过获取待测目标的PPG信号,即可生成待测目标的血糖数据。

[0049] 本发明提到的血糖检测系统通过计算机程序实现其系统逻辑功能,上述计算机程序用于根据本发明提到的血糖检测方法,通过计算机程序的形式,形成了本发明提到的血糖检测系统的系统功能设计,并将该计算机程序通过可执行程序的形式,嵌入到智能中,使得该智能装置,具备了血糖检测系统的系统逻辑以及血糖检测方法的检测逻辑,形成了本发明提到的血糖检测装置。

[0050] 实施例1:本发明提供了一种基于小波散射融合马尔科夫角度场的血糖检测方法,包括以下步骤:

[0051] 步骤S1:首先使用PPG信号传感器和血糖仪来采集不同血糖状态人群的PPG信号和同步的血糖数值,然后对采集到的PPG信号进行去趋势、去噪等预处理,得到干净的PPG信号,并建立血糖数据集;

[0052] 步骤S2:定义基于Haar小波各阶模变换,采用散射方式对预处理后的PPG信号计算出相应的小波散射因子矩阵;

[0053] 步骤S3:单独地计算出Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,随后将所有向量计算出的角度场进行融合处理,得到基于PPG信号的高维特征矩阵;

[0054] 步骤S4:将S3得到融合后的马尔科夫角度场作为训练模型的高维特征,其对应的血糖数值作为训练时的参考值,建立血糖估计模型,通过血糖估计模型对血糖进行估计。

[0055] 本发明提到的方法的具体实现过程如下:

[0056] S1:首先使用脉搏波传感器和血糖仪来采集不同血糖状态人群的PPG信号和同步的之间血糖数值,然后对采集到的PPG信号进行去趋势、去噪等预处理,得到干净的PPG信号,并建立血糖数据集。

[0057] 不同血糖浓度含量的人群对应的PPG信号有所不不同,其包含的特征也不同。为了增加数据集的数据多样性和提高血糖估计模型的准确率,实现对PPG信号特征的有效表征,本发明使用PPG信号传感器和血糖采集设备对低血糖组、高血糖组和正常血糖组人群的PPG信号和对应血糖值进行了采集,创建具有多样性的血糖数据集作为数据分析的对象。

[0058] 由于采集设备具有的工频干扰、人体内存在的肌电噪声等,在采集PPG信号的过程中会产生许多噪声,导致原本平滑的PPG信号产生许多尖锐的毛刺,并伴随一定的基线漂移。因此,含有大量噪声的原始PPG信号而不能直接用来提取特征和建模。在这里,使用最小二乘法拟合进行去趋势操作,消除基线漂移。

[0059] 设一段长度为N的时间序列 $x(t)$, $t=1, 2, \dots, N$, 计算其累积离差值并转换为新序列:

$$[0060] \quad y(t) = \sum_{i=1}^t [x(i) - \bar{x}] \quad (1)$$

[0061] 其中, \bar{x} 是时间序列的平均值, $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x(t)$ 。将 $y(t)$ 以等长度 n 划分为不重叠的 m 个区间, n 为区间长度, 即时间尺度, m 为窗口数量, 是 $\frac{N}{n}$ 的整数部分。接下来对每一段序列采用最小二乘法拟合出局部趋势 $y_n(t)$, 然后对 $y(t)$ 剔除每个区间的局部趋势, 并计算新序列的均方根, 得到消除基线漂移后的信号:

$$[0062] \quad F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - y_n(t)]^2} \quad (2)$$

[0063] 由于原始PPG信号中包含的是高频噪声, 在这里使用一个低通滤波器对PPG信号进行降噪处理, 最后再使用移动均值方法对降噪后仍然存在的微小尖刺进行平滑, 得到干净的PPG信号。

[0064] S2: 定义基于Haar小波各阶模变换, 采用散射方式对预处理后的PPG信号计算出相应的小波散射因子矩阵。

[0065] Haar函数是小波分析中一个具有紧支撑的正交小波函数, 它的支撑域在 $[0, 1]$ 范围内的单个矩形波。Haar函数定义如下:

$$[0066] \quad \psi(t) = \begin{cases} 1, 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1, \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0, otherwise \end{cases} \quad (3)$$

[0067] Haar小波具有计算简单、与自己的整数位移正交的优点。设一段有限长度的PPG信号为 x , 则关于 x 的Haar小波变换为:

$$[0068] \quad Wx = \int |x * \psi_{\lambda_1}(t)| dt = \|x * \psi_{\lambda_1}(t)\|_1 \quad (4)$$

[0069] 可知, 对卷积的模进行积分将会得到 $x * \psi_{\lambda_1}(t)$ 的一范数, 如果 x 在时域上存在平移, 则模不会改变, 说明其稳定性好。令 $C_1x = |x * \psi_{\lambda_1}|$ 为Haar小波的一阶模变换, 将其与 ϕ 进行卷积, 计算出一阶散射因子:

$$[0070] \quad S_1x(t, \lambda_1) = C_1x * \phi = |x * \psi_{\lambda_1}| * \phi \quad (5)$$

[0071] 其中, $\psi_{\lambda}(t)$ 为母小波, ϕ 为父小波和 λ_1 为一阶小波的中心频率。

[0072] 下一步, 将一阶模 C_1x 与二阶小波 ψ_{λ_2} 进行卷积, 得到二阶模变换:

$$[0073] \quad C_2x = |x * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2} \quad (6)$$

[0074] 同样地, 将二阶模变换 C_2x 与 ϕ 进行卷积, 计算出二阶散射因子:

$$[0075] \quad S_2x(t, \lambda_1, \lambda_2) = ||x * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}| * \phi \quad (7)$$

[0076] 二阶散射因子是在一阶散射因子的基础上计算得来的, 也就是说一个二阶模变换将一阶模变换与二阶小波进行卷积, 然后再与父小波卷积得到二阶散射因子。以此类推, 更高阶数的散射因子也是用前一阶的模变换对母小波和父小波进行卷积。下面是第 k 阶的模

变换和散射因子公式:

$$[0077] \quad C_k x = ||x * \psi_{\lambda_1} | * \dots | * \psi_{\lambda_k}$$

$$[0078] \quad S_k x(t, \lambda_1, \dots, \lambda_k) = |||x * \psi_{\lambda_1} | * \dots | * \psi_{\lambda_k} | * \phi$$

[0079] 综上所述,一个PPG信号的k阶散射因子集合为 $\{S_{1x}, S_{2x}, \dots, S_{kx}\}$,将此集合组成

一个散射因子矩阵 $T = \begin{pmatrix} t_{11} & \dots & t_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n1} & \dots & t_{nk} \end{pmatrix}$, 其中 $S_{ix} = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}]^T, i = 1, 2, \dots, k, T$ 为

转置标志。

[0080] S3:单独地计算出Haar小波散射因子矩阵中每一列因子向量的马尔科夫角度场,随后将所有向量计算出的角度场进行融合处理,得到基于PPG信号的高维特征矩阵。

[0081] 令状态空间 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_{10}\}$, q_1, q_2, \dots, q_{10} 分别代表10种不同的状态。首先将因子矩阵的第一列向量按10种不同的状态进行量化,再计算状态转移矩阵

$$N = \begin{pmatrix} n_{1,1} & \dots & n_{1,10} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ n_{10,1} & \dots & n_{10,10} \end{pmatrix} \text{ 和状态概率矩阵 } P = \begin{pmatrix} p_{1,1} & \dots & p_{1,10} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{10,1} & \dots & p_{10,10} \end{pmatrix}, \text{ 其中,状态转移矩阵 } N \text{ 中的}$$

$$n_{ij} = \sum_{k=1}^{n-1} d, d = \begin{cases} 1, & t_{k+1} \in q_j | t_k \in q_i, 1 \leq i, j \leq 10 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \text{ 状态概率矩阵 } P \text{ 中的}$$

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{j=1}^{10} n_{ij}}, 1 \leq i, j \leq 10. \text{ 由于矩阵 } P \text{ 中元素存在 } 0 \leq p_{i,j} \leq 1, \text{ 对 } p_{i,j} \text{ 计算反正弦 (或计算反余弦) 得到角度标量 } a_{i,j}, a_{i,j} = \arcsin(p_{i,j}) \text{ or } a_{i,j} = \arccos(p_{i,j}).$$

令状态角度矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \dots & a_{1,10} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{10,1} & \dots & a_{10,10} \end{pmatrix}, \text{ 其中 } 0^\circ \leq a_{i,j} \leq 90^\circ. \text{ 最后,根据状态角度矩阵 } A \text{ 则计算出第一列因子向量的马尔科夫角度场:}$$

子向量的马尔科夫角度场:

$$[0082] \quad MAF_1 = \begin{pmatrix} a_{i,j} | t_1 \in q_i, t_1 \in q_j & a_{i,j} | t_1 \in q_i, t_2 \in q_j & \dots & a_{i,j} | t_1 \in q_i, t_n \in q_j \\ a_{i,j} | t_2 \in q_i, t_1 \in q_j & a_{i,j} | t_2 \in q_i, t_2 \in q_j & \dots & a_{i,j} | t_2 \in q_i, t_n \in q_j \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i,j} | t_n \in q_i, t_1 \in q_j & a_{i,j} | t_n \in q_i, t_2 \in q_j & \dots & a_{i,j} | t_n \in q_i, t_n \in q_j \end{pmatrix}.$$

[0083] 计算小波散射因子矩阵 T 中每一列向量的马尔科夫角度场,得到 k 个不同的马尔科夫角度场 $MAF_1, MAF_2, \dots, MAF_k$. 将 MAF_1 作为第一通道的马尔科夫角度场, MAF_2 作为第二通道的马尔科夫角度场,如此类推,利用 k 个不同的马尔科夫角度场融合成一个包含 k 通道的多通道马尔科夫角度场。

[0084] S4:将S3得到融合后的马尔科夫角度场作为训练模型的高维特征,其对应的血糖数值作为训练时的参考值,建立血糖估计模型。

[0085] 设在步骤S1中获取了一个包含 m 个片段PPG信号和血糖数值的数据集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$, 其中 x_i 是一个长度为 r 的PPG信号, y_i 是对应的血糖数值。首先,我们将整个数据集 D 以 7:3 的比例划分出一个训练集和一个测试集。训练集用来训练血糖模型,测试集用来测试血糖模型的鲁棒性和估计血糖的准确性。

[0086] 令训练集为 $D_{\text{train}} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{m_1}, y_{m_1})\}$ 和令测试集 $D_{\text{test}} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{m_2}, y_{m_2})\}$, 其中 $m_1 = 0.7 * m, m_2 = 0.3 * m$. 使用数据集训练模型前,需要进行预处理

理步骤。首先,采用本发明提出的方法,将训练集和测试集的PPG信号均计算出多通道的马尔科夫角度场,得到:

[0087] $D_{train} = \{(MTA_1^k, y_1), (MTA_2^k, y_2), \dots, (MTA_{m1}^k, y_{m1})\}$ 和

[0088] $D_{test} = \{(MTA_1^k, y_1), (MTA_2^k, y_2), \dots, (MTA_{m2}^k, y_{m2})\}$ 。

[0089] 为了训练血糖模型,这里构建了一个具有6层卷积结构的回归任务卷积神经网络,输入层的数据输入大小为 $n \times n \times k$ 。通过使用训练集 D_{train} 训练出血糖模型,在训练过程中,以多通道马尔科夫角度场作为所述血糖模型的输入,以 $y_1 \sim y_{m1}$ 表示的血糖参考值作为所述血糖模型的期望输出,根据血糖模型的实际输出与所述期望输出,确定损失函数的值,在损失函数收敛时,得到训练好的血糖模型。最后将测试集 D_{test} 输入至训练好的血糖模型,得到血糖估计结果。

[0090] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0091] 在本发明的描述中,需要理解的是,术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本发明的描述中,“多个”的含义是两个或两个以上,除非另有明确具体的限定。

[0092] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

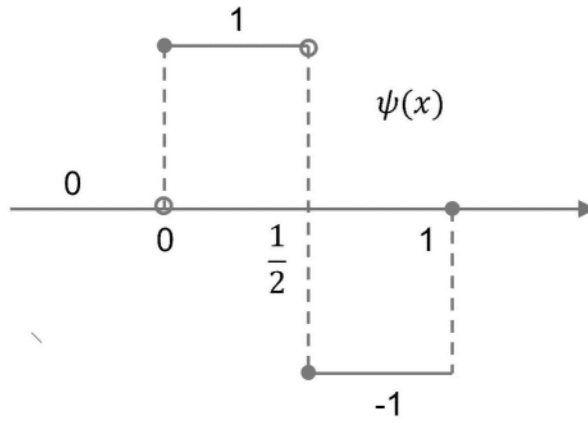


图1

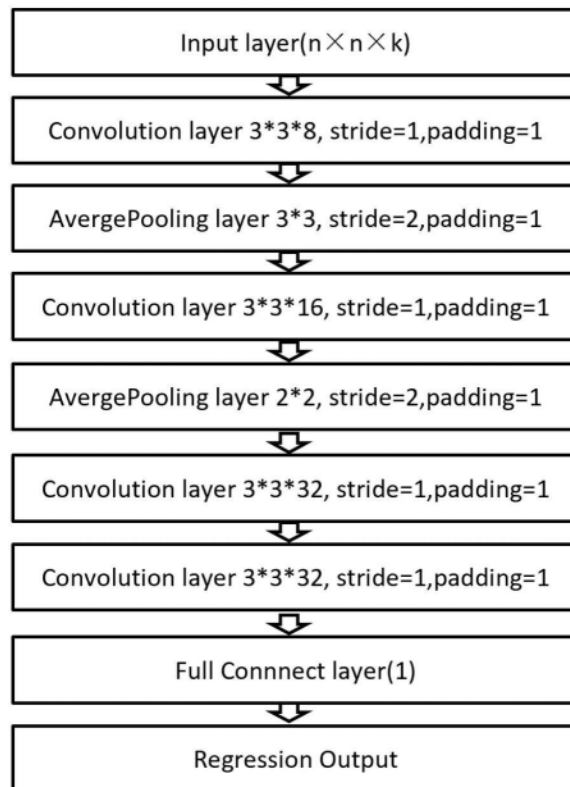


图2

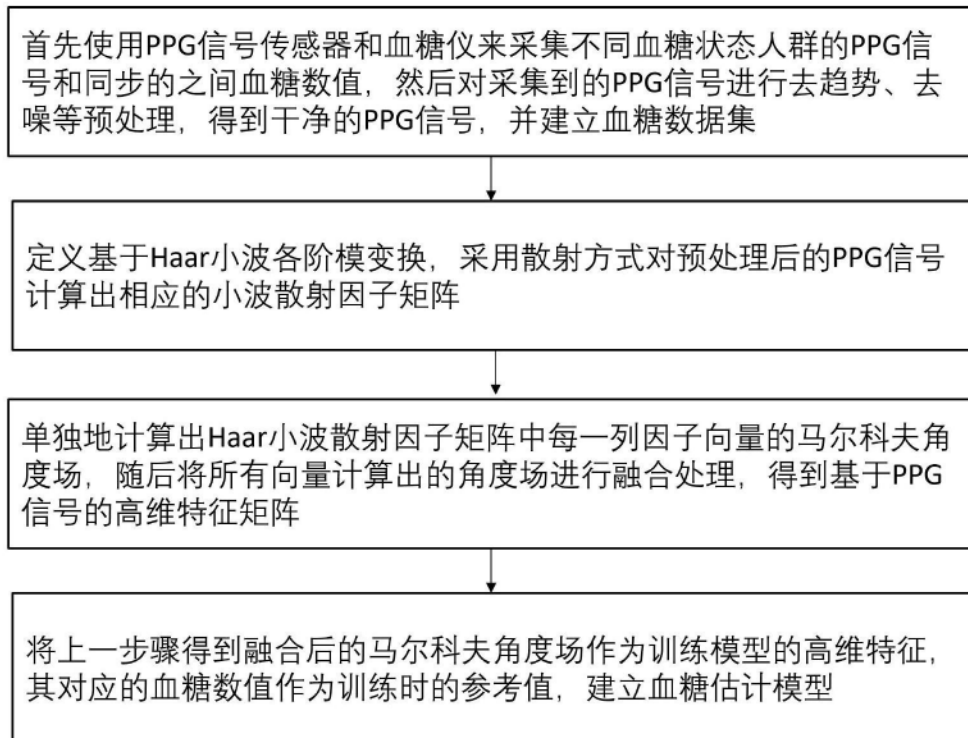


图3