



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109363652 A

(43)申请公布日 2019.02.22

(21)申请号 201811150627.X

(22)申请日 2018.09.29

(71)申请人 天津惊帆科技有限公司

地址 300384 天津市滨海新区高新区华苑
产业区开华道20号南开科技大厦主楼
1701

(72)发明人 张进东 丁立明 刘文江 刘金海
崔久莉

(74)专利代理机构 天津滨海科纬知识产权代理
有限公司 12211

代理人 杨慧玲

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于深度学习的PPG信号重构方法及设备

(57)摘要

PPG即光电容积脉搏波描记法,具体做法为将LED光射向皮肤,用光敏传感器接受经过皮肤组织吸收后被反射回来或透射过去的光,将光敏传感器得到的电信号转化为数字信号就可以得到最终的PPG信号。由于在采集过程中PPG信号容易受到测量部位运动,温度和环境光干扰等因素的影响,采集到的信号往往会有一定的干扰,为了能够更好的提取信号中的有用信息,往往需要对PPG信号进行重构。由于深度学习具有较好的非线性特性,对数据中的噪声有较高的容忍度,因此本发明把深度学习应用于对PPG信号的重构,选用高斯模型来拟合单周期PPG信号,通过深度学习技术预测用于重构的高斯分布的参数,通过拟合后单周期PPG信号参数可以计算得到人体的血压值。

1. 一种PPG信号重构方法,其特征在于,所述方法利用深度网络模型重构单周期PPG信号,重构PPG信号使用的函数为:

$$G(x) = \max(a_1 * f_1(x), a_2 * f_2(x))$$

其中 $f(x)$ 为高斯函数:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

深度网络模型用于计算重构 $G(x)$ 时使用的参数 $a_1, a_2, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, a_1, a_2$ 为重构后单周期PPG信号的两个峰值,重构PPG信号使用的深度网络模型结构包括,依次相连的4层卷积深度网络层、全局池化层和全连接层,其中第一层卷积深度网络层的网络映射为恒等映射函数,第三层卷积深度网络层的网络映射为残差函数。

2. 如权利要求1所述一种PPG信号重构方法,其特征在于,训练深度网络模型时使用的误差损失函数为:

$$L1 = \sum_x^N (f(\theta(P), x) - P(x))^2$$

其中 N 为一个周期PPG信号 P 的长度, x 为一个周期PPG信号的数据点, $\theta(P)$ 为将数据点输入深度网络模型后输出的参数。

3. 如权利要求2所述一种PPG信号重构方法,其特征在于,训练模型时使用的正则化损失函数为:

$$L2 = (\theta)^2$$

其中 θ 为深度网络模型参数。

4. 如权利要求3所述一种PPG信号重构方法,其特征在于,整个深度网络模型的损失函数为:

$$L = s1 * L1 + s2 * L2$$

其中 $s1, s2$ 为两个损失函数的权重。

5. 如权利要求4所述一种PPG信号重构方法,其特征在于,使用Adam算法对网络参数进行优化,训练时每次输入深度网络模型的样本量为1。

6. 如权利要求5所述一种PPG信号重构方法,其特征在于,训练模型时使用的样本集为,从原始测量信号中分割得到的单周期PPG信号的集合。

7. 一种基于深度学习的血压测量设备,其特征在于,所述设备利用深度网络模型重构单周期PPG信号,通过重构PPG信号确定血压时,使用的参数包括重构PPG信号的最小波谷值、最大波峰值、交流幅值及主峰次峰的间距。

8. 如权利要求7所述一种基于深度学习的血压测量设备,其特征在于,使用重构PPG信号的最大波峰值、最小波谷值及交流幅值确定的测量值还包括微循环值。

9. 如权利要求7或8任意所述一种基于深度学习的血压测量设备,其特征在于,所述设备利用所述深度网络模型重构单周期PPG信号。

基于深度学习的PPG信号重构方法及设备

技术领域

[0001] 本发明属于血压测量设备领域,尤其是一种基于深度学习的PPG信号重构方法及设备。

背景技术

[0002] PPG即光电容积脉搏波描记法,具体做法为将LED光射向皮肤,用光敏传感器接受经过皮肤组织吸收后被反射回来或透射过去的光,将光敏传感器得到的电信号转化为数字信号就可以得到最终的PPG信号。由于在采集过程中PPG信号容易受到测量部位运动,温度和环境光线等因素的影响,采集到的信号往往会有一定的干扰。

发明内容

[0003] 由于深度学习具有较好的非线性特性,对数据中的噪声有较高的容忍度,因此本发明把深度学习应用于对PPG信号的重构,通过深度学习技术预测用于重构的高斯分布的参数,同时获得有效信息,基于此,本发明提出一种基于深度学习的血压测量设备,采用的技术方案如下:

[0004] 一种基于深度学习的血压测量设备,所述设备利用深度网络模型重构PPG信号,通过重构PPG信号确定血压时,使用的参数包括重构PPG信号的峰谷值。

[0005] 进一步的,所述设备重构的PPG信号为,从原始测量信号中分割得到的单周期PPG信号。

[0006] 进一步的,重构PPG信号使用的深度网络模型结构为,依次相连的4层卷积深度网络层、全局池化层和全连接层。

[0007] 进一步的,基于高斯分布重构PPG信号。

[0008] 进一步的,训练深度网络模型时使用的误差损失函数为:

$$[0009] \quad L1 = \sum_x^N (f(\theta(P), x) - P(x))^2$$

[0010] 其中N为一个周期PPG信号P的长度,x为一个周期PPG信号的数据点, $\theta(P)$ 为将数据点输入深度网络模型后输出的参数。

[0011] 进一步的,训练模型时使用的正则化损失函数为:

$$[0012] \quad L2 = (\theta)^2$$

[0013] 其中 θ 为深度网络模型参数。

[0014] 进一步的,整个深度网络模型的损失函数为:

$$[0015] \quad L = \alpha_1 * L1 + \alpha_2 * L2$$

[0016] 其中 α_1, α_2 为两个损失函数的权重。

[0017] 进一步的,两个损失函数权重分别设定为1,0.00005。

[0018] 进一步的,使用Adam算法对网络参数进行优化,训练时每次输入深度网络模型的

数据量设定为1。

[0019] 与现有技术相比,本发明的有益效果在于:

[0020] 1.使用高斯分布对PPG单个周期信号进行重构从而去除噪声获得有效信息。

[0021] 2.使用深度学习技术预测重构所需要的参数。

[0022] 3.训练时使用重构误差进行约束,不需要额外标注。

附图说明

[0023] 图1是深度网络模型结构示意图;

[0024] 图2是残差结构示意图;

[0025] 图3是重构信号流程示意图。

具体实施方式

[0026] 由于深度学习具有较好的非线性特性,对数据中的噪声有较高的容忍度,因此本发明把深度学习应用于对PPG信号的重构,通过深度学习技术预测用于重构时所需的参数。在本实施例中使用一维高斯分布来拟合PPG信号,假设随机变量X服从位置参数为 μ ,尺度参数为 σ 的分布,那么概率密度函数为:

$$[0027] \quad f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0028] 高斯分布的最高峰处于均值处,两边关于均值对称,另外均值处最大值 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}$,为了拟合PPG信号,需要两个高斯分布,设重构函数为G。则

$$[0029] \quad G(x) = \max(a_1 * f_1(x), a_2 * f_2(x))$$

[0030] 所以一共需要估计 $a_1, \mu_1, \sigma_1, a_2, \mu_2, \sigma_2$ 这六个参数。

[0031] 如图1所示,重构PPG信号使用的深度网络模型结构包括依次相连的4层卷积深度网络层。一般深度学习网络拟合一个潜在的恒等映射函数 $H(x) = x$ 时,在训练过程中往往无法收敛或者拟合的很好,但是如图2所示,如果把网络设计为 $H(x) = F(x) + x$,可以转换为学习一个残差函数 $F(x) = H(x) - x$,只要 $F(x) = 0$,就构成了一个恒等映射 $H(x) = x$,从而使拟合残差肯定更加容易。基于此,为了加快训练并综合利用低维特征和高位特征,在卷积深度网络层中增加了残差结构,使用残差结构可以将深度网络的底层信号直接传输至深层卷积网络,丰富深层卷积网络的信息,有效提高深度网络特征信号的传播效率。由于输入数据长度不定,最后卷积深度网络得到的特征长度也不能确定,因此在卷积深度网络层之后增加全局池化层,全局池化层之后连接全连接层,用于输出拟合所需要的参数。

[0032] 其中深度网络模型的参数如下表:

[0033] 表1

[0034]

名称与类型	通道数	卷积核大小	步数
卷积层 1	32	7	1
卷积层 2	32	5	1
卷积层 3	32	5	1
卷积层 4	64	5	2
全局平均池化	64	对每个通道进行平均	
全连接层	6	——	——

[0035] 为了训练深度网络,对原始PPG信号进行周期分割得到单个周期的PPG信号,将单个周期的PPG信号作为训练模型时的输入。

[0036] 基于重构函数 $G(x)$,训练深度网络模型时使用的误差损失函数为:

$$[0037] \quad L1 = \sum_x^N (f(\theta(P), x) - P(x))^2$$

[0038] 其中 N 为一个周期PPG信号 P 的长度, x 为一个周期PPG信号的数据点, $\theta(P)$ 为将数据点输入深度网络模型后输出的参数,包括 $a_1, a_2, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$ 。

[0039] 训练模型时使用的正则化损失函数为:

$$[0040] \quad L2 = (\theta)^2$$

[0041] 其中 θ 为深度网络模型参数。

[0042] 整个深度网络模型的损失函数为:

$$[0043] \quad L = \alpha_1 * L1 + \alpha_2 * L2$$

[0044] 其中 α_1, α_2 为两个损失函数的权重。两个损失函数权重分别设定为1,0.00005。

[0045] 训练时使用Adam算法对网络参数进行优化,当损失函数收敛时停止训练。由于每个周期的PPG信号长度不定,所以将每次输入网络的样本量(batch)设定为1。

[0046] 使用时把分割好的单周期PPG信号输入网络模型,然后就可以得到高斯重构所需要的参数 $a_1, \mu_1, \sigma_1, a_2, \mu_2, \sigma_2$,利用PPG信号的两个峰值 a_1, a_2 以及两个峰值之间的距离 $|\mu_1 - \mu_2|$ 可以得到血压值或微循环值。

[0047] 本实施例中计算血压时使用的公式如下:

$$[0048] \quad sbp = a + b * d$$

$$[0049] \quad dsp = sbp * K$$

[0050] 其中sbp收缩压,dbp为舒张压; a 和 b 为通过大数据进行拟合得到的参数, d 为一个完整单周期的PPG信号重构后两个高斯模型峰峰值之间的距离, K 为微循环。

[0051] 其中计算微循环值使用的公式如下:

$$[0052] \quad K = a(2) * k^2 + a(1) * k + a(0)$$

[0053] 其中: K 为微循环,向量 a 经过大量数据拟合得到的多项式系数,自变量 $k = \text{amp}_{\text{谷}} * 10 / AC$, AC 为一个单周期的交流值: $AC = \text{ABS}(\text{amp}_{\text{峰}} - \text{amp}_{\text{谷}})$, $\text{amp}_{\text{峰}}$ 为单周期PPG信号最大峰值处的幅值, $\text{amp}_{\text{谷}}$ 为最小波谷处的幅值。

[0054] 以上所述仅为本发明创造的较佳实施例而已,并不用以限制本发明创造,凡在本发明创造的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明创造

的保护范围之内。

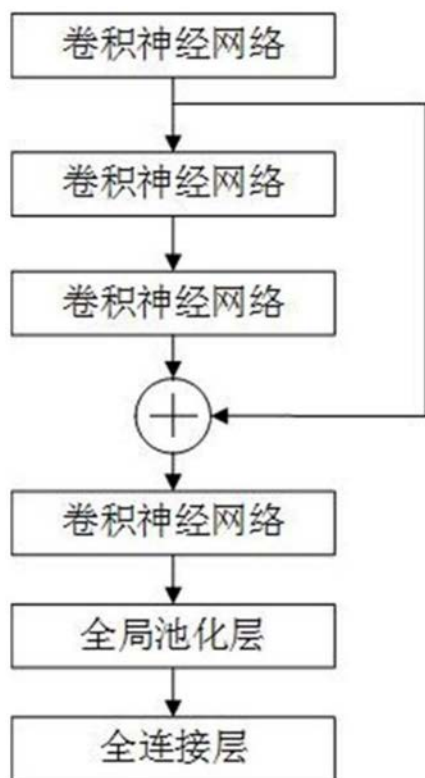


图1

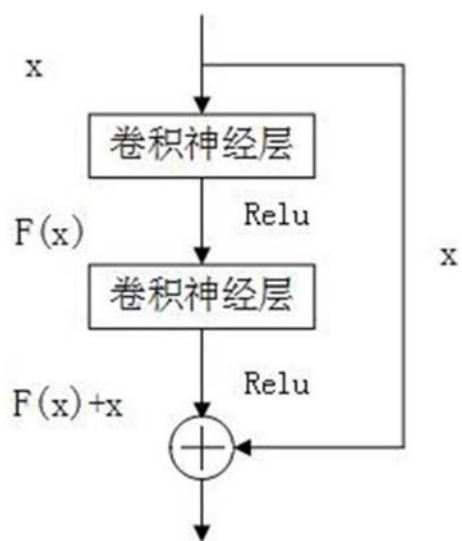


图2

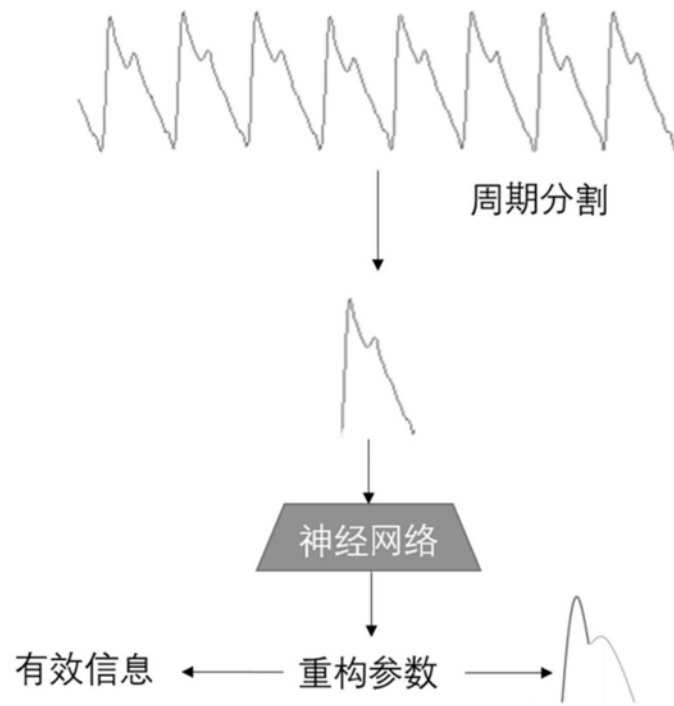


图3

专利名称(译)	基于深度学习的PPG信号重构方法及设备		
公开(公告)号	CN109363652A	公开(公告)日	2019-02-22
申请号	CN201811150627.X	申请日	2018-09-29
[标]发明人	张进东 丁立明 刘文江 刘金海 崔久莉		
发明人	张进东 丁立明 刘文江 刘金海 崔久莉		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/02108 A61B5/7267		
代理人(译)	杨慧玲		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

PPG即光电容积脉搏波描记法，具体做法为将LED光射向皮肤，用光敏传感器接受经过皮肤组织吸收后被反射回来或透射过去的光，将光敏传感器得到的电信号转化为数字信号就可以得到最终的PPG信号。由于在采集过程中PPG信号容易受到测量部位运动，温度和环境光干扰等因素的影响，采集到的信号往往会有一定的干扰，为了能够更好的提取信号中的有用信息，往往需要对PPG信号进行重构。由于深度学习具有较好的非线性特性，对数据中的噪声有较高的容忍度，因此本发明把深度学习应用于对PPG信号的重构，选用高斯模型来拟合单周期PPG信号，通过深度学习技术预测用于重构的高斯分布的参数，通过拟合后单周期PPG信号参数可以计算得到人体的血压值。

$$L1 = \sum_{x=1}^N (f(\theta(P), x) - P(x))^2$$