



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110558972 A

(43)申请公布日 2019.12.13

(21)申请号 201910793585.X

(22)申请日 2019.08.27

(71)申请人 安徽心之声医疗科技有限公司
地址 230000 安徽省合肥市巢湖市旗麓路2号

(72)发明人 洪申达 傅兆吉 周荣博 俞杰

(74)专利代理机构 合肥市长远专利代理事务所
(普通合伙) 34119

代理人 金宇平

(51) Int. Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

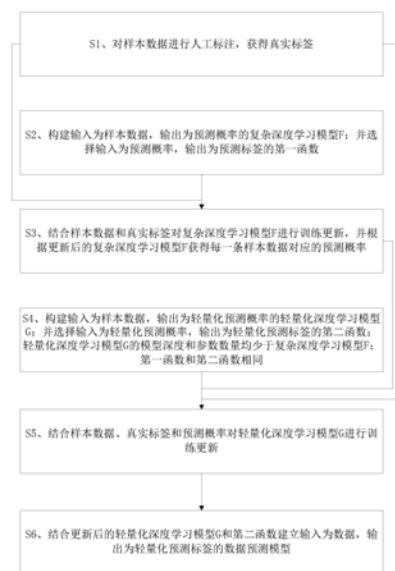
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种心电信号深度学习模型的轻量化方法

(57)摘要

本发明提出的一种心电信号深度学习模型的轻量化方法,包括:构建输入为样本数据,输出为预测概率的复杂深度学习模型F;根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据对应的预测概率;构建输入为样本数据,输出为轻量化预测概率的轻量化深度学习模型G;结合样本数据、真实标签和预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练更新。本发明中,通过复杂深度学习模型F的预测结果结合真实标签对轻量化深度学习模型G进行训练,保证了轻量化深度学习模型G的预测精度;通过结构简单、节点较少的轻量化深度学习模型G对心电信号数据进行预测,耗时少,效率高,实现了学习模型的低复杂度与预测精度的兼得。



1. 一种心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,包括:

S1、对样本数据进行人工标注,获得真实标签;

S2、构建输入为样本数据,输出为预测概率的复杂深度学习模型F;并选择输入为预测概率,输出为预测标签的第一函数;

S3、结合样本数据和真实标签对复杂深度学习模型F进行训练更新,并根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据对应的预测概率;

S4、构建输入为样本数据,输出为轻量化预测概率的轻量化深度学习模型G;并选择输入为轻量化预测概率,输出为轻量化预测标签的第二函数;轻量化深度学习模型G的模型深度和参数数量均少于复杂深度学习模型F;第一函数和第二函数相同;

S5、结合样本数据、真实标签和预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练更新;

S6、结合更新后的轻量化深度学习模型G和第二函数建立输入为数据,输出为轻量化预测标签的数据预测模型。

2. 如权利要求1所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S1具体为:首先对获得的原始心电信号数据进行切割,获得长度为d的样本数据 $x_i \in \mathbb{R}^{n \times d \times c}$,并通过人工标注获得每一条样本数据的真实标签。

3. 如权利要求2所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,样本数据 x_i 的真实标签为 $y_i \in \{0, 1\}^m$,其中,m表示模型预测的结果有m种可能, y_i 有且仅有一个位置的值为1,其余为0。

4. 如权利要求3所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S2中,复杂深度学习模型F输出的预测概率为 $z_i \in \mathbb{R}^m$, z_i 表示第i条样本数据的预测概率, z_i 为由m个概率值组成的行向量,且m个概率值之和为1;第一函数为:当 $z_i[j] = \max(z_i[j])$,则 $y'_i[j] = 1$; $z_i[j]$ 为行向量 z_i 第j个位置上的概率值, $\max(z_i[j])$ 表示行向量 z_i 中最大的概率值, $y'_i[j]$ 表示预测标签 y'_i 第j个位置上为1, $y'_i \in \{0, 1\}^m$ 。

5. 如权利要求4所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S3中:构建目标函数 $Loss_F$,度量样本数据 x_i 的真实标签 y_i 与预测概率 z_i 之间的差异;并根据目标函数 $Loss_F$ 的最优解对复杂深度学习模型F进行参数更新。

6. 如权利要求5所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S3具体包括:

S31、构建目标函数 $Loss_F = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(y_i, z_i)$;

其中: $CrossEntropy(y_i, z_i) = -\sum_{j=1}^m y_i[j] \log(z_i[j])$;

S32、使用随机梯度下降法求解目标函数为 $Loss_F$ 的最优解,并根据 $Loss_F$ 的最优解对复杂深度学习模型F进行参数更新;

S33、根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据 x_i 对应的预测概率 z_i 。

7. 如权利要求6所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S32具体为:每次选取一批样本数据和对应的真实标签计算目标函数 $Loss_F$ 的梯度并对复杂深度学习模型F进行参数更新;通过多次参数更新,当目标函数 $Loss_F$ 的数值趋于稳定,结束复杂深度学习模型F的训练;

每一批样本数据的选择方式为:通过复杂深度学习模型F和第一函数获得各样本数据的预测标签,选择预测标签与真实标签差异最大的k个样本数据,k为用于参数更新的每一批样本数据中包含的样本数据数量。

8.如权利要求4所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S4中,轻量化深度学习模型G输出的轻量化预测概率为 $p_i \in \mathbb{R}^m$, p_i 表示第i条样本数据的轻量化预测概率, p_i 为由m个概率值组成的行向量,且m个概率值之和为1;第二函数为:当 $p_i[j] = \max(p_i[j])$,则 $\bar{y}_i[j] = 1$; $p_i[j]$ 为行向量 p_i 第j个位置上的概率值, $\max(p_i[j])$ 表示行向量 p_i 中最大的概率值, $\bar{y}_i[j]$ 表示轻量化预测标签 \bar{y}_i 第j个位置上为1, $\bar{y}_i \in \{0,1\}^m$ 。

9.如权利要求8所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于,步骤S5具体为:首先建立目标函数: $Loss_G = Loss_{G1} + Loss_{G2}$, $Loss_{G1}$ 用于度量样本数据 x_i 的真实标签 y_i 与轻量化预测概率 p_i 之间的差异, $Loss_{G2}$ 用于度量样本数据 x_i 的预测概率 z_i 与轻量化预测概率 p_i 之间的差异;然后通过对目标函数 $Loss_G$ 求最优解对轻量化深度学习模型G进行参数更新。

10.如权利要求9所述的心电信号深度学习模型的轻量化方法,其特征在于:

$$Loss_{G1} = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(y_i, p_i);$$

$$\text{其中, } CrossEntropy(y_i, p_i) = -\sum_{j=1}^m y_i[j] \log(p_i[j]);$$

$$Loss_{G2} = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(z_i, p_i);$$

$$\text{其中, } CrossEntropy(z_i, p_i) = -\sum_{j=1}^m z_i[j] \log(p_i[j]);$$

步骤S5中,使用随机梯度下降法求目标函数 $Loss_G$ 的最优解。

一种心电信号深度学习模型的轻量化方法

技术领域

[0001] 本发明涉及数据处理技术领域,尤其涉及一种心电信号深度学习模型的轻量化方法。

背景技术

[0002] 基于心电信号的人工智能诊断模型已经在实际应用中取得了初步成效,可以对心脏疾病、心脏健康状态等进行自动化的诊断分析。特别是近年来深度学习(Deep Learning, 又称深度神经网络Deep Neural Networks)技术的发展,得益于它强大的数据学习能力和灵活的模型架构,极大地提高了心电信号诊断模型的精度与适用范围。

[0003] 虽然深度学习模型的预测精度更高,但是它们的模型复杂度也很高,运行时间以及部署难度也会远远高于传统机器学习模型。通常情况下,深度学习模型会包含数百万甚至上千万个参数,这是传统机器学习模型上万倍。

[0004] 如果在构建深度学习模型时直接缩减模型复杂度,例如减少神经网络的层数、层的节点数,会极大地减弱深度学习模型的数据学习能力,进而降低模型精度。

[0005] 总之,深度学习模型的复杂度与预测精度很难做到兼得。

发明内容

[0006] 基于背景技术存在的技术问题,本发明提出了一种心电信号深度学习模型的轻量化方法。

[0007] 本发明提出的一种心电信号深度学习模型的轻量化方法,包括:

[0008] S1、对样本数据进行人工标注,获得真实标签;

[0009] S2、构建输入为样本数据,输出为预测概率的复杂深度学习模型F;并选择输入为预测概率,输出为预测标签的第一函数;

[0010] S3、结合样本数据和真实标签对复杂深度学习模型F进行训练更新,并根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据对应的预测概率;

[0011] S4、构建输入为样本数据,输出为轻量化预测概率的轻量化深度学习模型G;并选择输入为轻量化预测概率,输出为轻量化预测标签的第二函数;轻量化深度学习模型G的模型深度和参数数量均少于复杂深度学习模型F;第一函数和第二函数相同;

[0012] S5、结合样本数据、真实标签和预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练更新;

[0013] S6、结合更新后的轻量化深度学习模型G和第二函数建立输入为数据,输出为轻量化预测标签的数据预测模型。

[0014] 优选的,步骤S1具体为:首先对获得的原始心电信号数据进行切割,获得长度为d的样本数据 $x_i \in \mathbb{R}^{n \times d \times c}$,并通过人工标注获得每一条样本数据的真实标签。

[0015] 优选的,样本数据 x_i 的真实标签为 $y_i \in \{0, 1\}^m$,其中,m表示模型预测的结果有m种可能, y_i 有且仅有一个位置的值为1,其余为0。

[0016] 优选的,步骤S2中,复杂深度学习模型F输出的预测概率为 $z_i \in \mathbb{R}^m$, z_i 表示第i条

样本数据的预测概率, z_i 为由 m 个概率值组成的行向量, 且 m 个概率值之和为 1; 第一函数为: 当 $z_i[j] = \max(z_i[j])$, 则 $y'_i[j] = 1$; $z_i[j]$ 为行向量 z_i 第 j 个位置上的概率值, $\max(z_i[j])$ 表示行向量 z_i 中最大的概率值, $y'_i[j]$ 表示预测标签 y'_i 第 j 个位置上为 1, $y'_i \in \{0, 1\}^m$ 。

[0017] 优选的, 步骤 S3 中: 构建目标函数 $Loss_F$, 度量样本数据 x_i 的真实标签 y_i 与预测概率 z_i 之间的差异; 并根据目标函数 $Loss_F$ 的最优解对复杂深度学习模型 F 进行参数更新。

[0018] 优选的, 步骤 S3 具体包括:

[0019] S31、构建目标函数 $Loss_F = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(y_i, z_i)$;

[0020] 其中: $CrossEntropy(y_i, z_i) = -\sum_{j=1}^m y_i[j] \log(z_i[j])$;

[0021] S32、使用随机梯度下降法求解目标函数为 $Loss_F$ 的最优解, 并根据 $Loss_F$ 的最优解对复杂深度学习模型 F 进行参数更新;

[0022] S33、根据更新后的复杂深度学习模型 F 获得每一条样本数据 x_i 对应的预测概率 z_i 。

[0023] 优选的, 步骤 S32 具体为: 每次选取一批样本数据和对应的真实标签计算目标函数 $Loss_F$ 的梯度并对复杂深度学习模型 F 进行参数更新; 通过多次参数更新, 当目标函数 $Loss_F$ 的数值趋于稳定, 结束复杂深度学习模型 F 的训练;

[0024] 每一批样本数据的选择方式为: 通过复杂深度学习模型 F 和第一函数获得各样本数据的预测标签, 选择预测标签与真实标签差异最大的 k 个样本数据, k 为用于参数更新的每一批样本数据中包含的样本数据数量。

[0025] 优选的, 步骤 S4 中, 轻量化深度学习模型 G 输出的轻量化预测概率为 $p_i \in \mathbb{R}^m$, p_i 表示第 i 条样本数据的轻量化预测概率, p_i 为由 m 个概率值组成的行向量, 且 m 个概率值之和为 1; 第二函数为: 当 $p_i[j] = \max(p_i[j])$, 则 $\bar{y}_i[j] = 1$; $p_i[j]$ 为行向量 p_i 第 j 个位置上的概率值, $\max(p_i[j])$ 表示行向量 p_i 中最大的概率值, $\bar{y}_i[j]$ 表示轻量化预测标签 \bar{y}_i 第 j 个位置上为 1, $\bar{y}_i \in \{0, 1\}^m$ 。

[0026] 优选的, 步骤 S5 具体为: 首先建立目标函数: $Loss_G = Loss_{G1} + Loss_{G2}$, $Loss_{G1}$ 用于度量样本数据 x_i 的真实标签 y_i 与轻量化预测概率 p_i 之间的差异, $Loss_{G2}$ 用于度量样本数据 x_i 的预测概率 z_i 与轻量化预测概率 p_i 之间的差异; 然后通过对目标函数 $Loss_G$ 求最优解对轻量化深度学习模型 G 进行参数更新。

[0027] 优选的:

[0028] $Loss_{G1} = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(y_i, p_i)$;

[0029] 其中, $CrossEntropy(y_i, p_i) = -\sum_{j=1}^m y_i[j] \log(p_i[j])$;

[0030] $Loss_{G2} = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(z_i, p_i)$;

[0031] 其中, $CrossEntropy(z_i, p_i) = -\sum_{j=1}^m z_i[j] \log(p_i[j])$;

[0032] 步骤 S5 中, 使用随机梯度下降法求目标函数 $Loss_G$ 的最优解。

[0033] 本发明中, 通过轻量化深度学习模型 G 的构建, 降低了模型复杂程度, 同时通过轻量化深度学习模型 G 对数据进行预测, 获得轻量化预测标签, 减少了运行时间, 提高了数据的预测效率。

[0034] 且,本发明中,首先训练复杂深度学习模型F,然后结合真实标签和通过复杂深度学习模型F获得的预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练,预测概率的引入有利于克服轻量化深度学习模型G由于模型结构简单、参数节点少导致的模型预测结构精度低的问题。复杂深度学习模型F通过复杂的模型结构实现了对预测概率的高精度预测。如此,通过提高预测概率的精度,进一步提高了轻量化深度学习模型G的训练精度,从而保证了轻量化深度学习模型G在减少运行时间,提高数据的预测效率的同时,还保证预测标签的精确度。

[0035] 本发明提出的一种心电信号深度学习模型的轻量化方法,通过复杂深度学习模型F的预测结果结合真实标签对轻量化深度学习模型G进行训练,保证了轻量化深度学习模型G的预测精度;通过结构简单、节点较少的轻量化深度学习模型G对心电信号数据进行预测,耗时少,效率高,实现了学习模型的低复杂度与预测精度的兼得。

附图说明

[0036] 图1为本发明提出的一种心电信号深度学习模型的轻量化方法流程图。

具体实施方式

[0037] 参照图1,本发明提出的一种心电信号深度学习模型的轻量化方法,包括:

[0038] S1、对样本数据进行人工标注,获得真实标签。具体的,本步骤中,首先对获得的原始心电信号数据进行切割,获得长度为d的样本数据 $x_i \in \mathbb{R}^{n \times d \times c}$,并获得每一条样本数据的真实标签。如此,通过样本数据的等长,有利于降低模型训练的复杂度,提高训练精度。具体实施时,本实施方式中,可通过长度为d的滑动窗口对原始数据进行切分,对于长度小于d的数据段直接舍弃。

[0039] 具体的,本实施方式中,可对原始数据进行人工标注后再进行原始数据的切分,也可在原始数据切分后再进行人工标注。

[0040] S2、构建输入为样本数据,输出为预测概率的复杂深度学习模型F;并选择输入为预测概率,输出为预测标签的第一函数。

[0041] S3、结合样本数据和真实标签对复杂深度学习模型F进行训练更新,并根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据对应的预测概率。

[0042] S4、构建输入为样本数据,输出为轻量化预测概率的轻量化深度学习模型G;并选择输入为轻量化预测概率,输出为轻量化预测标签的第二函数;轻量化深度学习模型G的模型深度和参数数量均少于复杂深度学习模型F。第一函数和第二函数相同。

[0043] S5、结合样本数据、真实标签和预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练更新。

[0044] S6、结合更新后的轻量化深度学习模型G和第二函数建立输入为数据,输出为轻量化预测标签的数据预测模型。如此,本实施方式中,通过轻量化深度学习模型G的构建,降低了模型复杂程度,同时通过轻量化深度学习模型G对数据进行预测,减少了运行时间,提高了数据的预测效率。

[0045] 且,本实施方式中,首先训练复杂深度学习模型F,然后结合真实标签和通过复杂深度学习模型F获得的预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练,预测概率的引入有利于克服轻量化深度学习模型G由于模型结构简单、参数节点少导致的模型预测结构精度低的问题。复杂深度学习模型F通过复杂的模型结构实现了对预测概率的高精度预测。如此,通

过提高预测概率的精度,进一步提高了轻量化深度学习模型G的训练精度,从而保证了轻量化深度学习模型G在减少运行时间,提高数据的预测效率的同时,还保证预测标签的精确度,实现了学习模型的低复杂度与预测精度的兼得。

[0046] 具体的,本实施方式的步骤S1中,样本数据 x_i 的真实标签为 $y_i \in \{0, 1\}^m$,其中, m 表示模型预测的结果有 m 种可能, y_i 有且仅有一个位置的值为1,其余为0。即,真实标签 y_i 为由 $m-1$ 个“0”个1个“1”组成的行向量。

[0047] 通过复杂深度学习模型F获得预测标签 y'_i 和通过轻量化深度学习模型G获得轻量化预测标签 \bar{y}_i 均与真实标签 y_i 具有相同的数据结构,即预测标签 y'_i 和轻量化预测标签 \bar{y}_i 均为由 $m-1$ 个“0”个1个“1”组成的行向量, m 表示模型预测的结果有 m 种可能。

[0048] 本实施方式中,轻量化深度学习模型G输入为样本数据 x_i ,输出为轻量化预测概率 p_i ,第二函数输入为轻量化预测概率 p_i ,输出为轻量化预测标签 \bar{y}_i 。如此,可实现数据预测模型的输入为样本数据 x_i ,输出为轻量化预测标签 \bar{y}_i 。

[0049] 本实施方式的步骤S2中,复杂深度学习模型F输出的预测概率为 $z_i \in \mathbb{R}^m$, z_i 表示第 i 条样本数据的预测概率, z_i 为由 m 个概率值组成的行向量,且 m 个概率值之和为1。即,复杂深度学习模型F输出每一种模型预测结果的概率值,并将所有概率值组成行向量作为预测概率 z_i 。

[0050] 第一函数为:当 $z_i[j] = \max(z_i[j])$,则 $y'_i[j] = 1$; $z_i[j]$ 为行向量 z_i 第 j 个位置上的概率值, $\max(z_i[j])$ 表示行向量 z_i 中最大的概率值, $y'_i[j]$ 表示预测标签 y'_i 第 j 个位置上为1, $y'_i \in \{0, 1\}^m$ 。

[0051] 本实施方式的步骤S3中:构建目标函数 $Loss_F$,度量样本数据 x_i 的真实标签 y_i 与预测概率 z_i 之间的差异;并根据目标函数 $Loss_F$ 的最优解对复杂深度学习模型F进行参数更新。具体的,本实施方式中,采用交叉熵损失函数CrossEntropy构建目标函数 $Loss_F$ 。

[0052] 如此,步骤S3具体包括:

[0053] S31、构建目标函数 $Loss_F = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(y_i, z_i)$;

[0054] 其中: $CrossEntropy(y_i, z_i) = - \sum_{j=1}^m y_i[j] \log(z_i[j])$ 。

[0055] S32、使用随机梯度下降法求解目标函数为 $Loss_F$ 的最优解,并根据 $Loss_F$ 的最优解对复杂深度学习模型F进行参数更新。

[0056] 具体的,本步骤中,每次选取一批样本数据和对应的真实标签计算目标函数 $Loss_F$ 的梯度并对复杂深度学习模型F进行参数更新;如此,通过多次参数更新,当目标函数 $Loss_F$ 的数值趋于稳定,则表示复杂深度学习模型F训练完毕,对此时的复杂深度学习模型F进行保存。

[0057] 具体的,本实施方式中,每一批样本数据的选择方式为:通过复杂深度学习模型F和第一函数获得各样本数据的预测标签,选择预测标签与真实标签差异最大的 k 个样本数据, k 为用于参数更新的每一批样本数据中包含的样本数据数量。

[0058] S33、根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据 x_i 对应的预测概率 z_i 。

[0059] 如此,本实施方式中,通过对复杂深度学习模型F的多次迭代更新,使得复杂深度学习模型F的预测标签与真实标签趋于一致,从而有利于保证复杂深度学习模型F的精确

度,保证预测概率的预测精度。

[0060] 本实施方式的步骤S4中,轻量化深度学习模型G输出的轻量化预测概率为 $p_i \in \mathbb{R}^m$, p_i 表示第*i*条样本数据的轻量化预测概率, p_i 为由*m*个概率值组成的行向量,且*m*个概率值之和为1;第二函数为:当 $p_i[j] = \max(p_i[j])$, 则 $\bar{y}_i[j] = 1$; $p_i[j]$ 为行向量 p_i 第*j*个位置上的概率值, $\max(p_i[j])$ 表示行向量 p_i 中最大的概率值, $\bar{y}_i[j]$ 表示轻量化预测标签 \bar{y}_i 第*j*个位置上为1, $\bar{y}_i \in \{0,1\}^m$ 。

[0061] 本实施方式中,通过第二函数与第一函数的一致,实现了根据预测概率获得的预测标签与根据轻量化预测概率获得轻量化预测标签的一致,并有利于保证,在训练轻量化深度学习模型G时,对预测概率的充分利用。

[0062] 本实施方式的步骤S5具体为:首先建立目标函数: $Loss_G = Loss_{G1} + Loss_{G2}$, $Loss_{G1}$ 用于度量样本数据 x_i 的真实标签 y_i 与轻量化预测概率 p_i 之间的差异, $Loss_{G2}$ 用于度量样本数据 x_i 的预测概率 z_i 与轻量化预测概率 p_i 之间的差异;然后通过对目标函数 $Loss_G$ 求最优解对轻量化深度学习模型G进行参数更新。

[0063] 具体的,本实施方式中,采用交叉熵损失函数 $CrossEntropy$ 构建目标函数 $Loss_G$ 。具体的:

$$[0064] \quad Loss_{G1} = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(y_i, p_i);$$

$$[0065] \quad \text{其中, } CrossEntropy(y_i, p_i) = - \sum_{j=1}^m y_i[j] \log(p_i[j]);$$

$$[0066] \quad Loss_{G2} = \sum_{i=1}^n CrossEntropy(z_i, p_i);$$

$$[0067] \quad \text{其中, } CrossEntropy(z_i, p_i) = - \sum_{j=1}^m z_i[j] \log(p_i[j])。$$

[0068] 本步骤S5中,使用随机梯度下降法求目标函数 $Loss_G$ 的最优解。具体的,本步骤中,每次选取一批样本数据和对应的真实标签以及预测概率,计算目标函数 $Loss_G$ 的梯度并更新轻量化深度学习模型G的参数,当目标函数 $Loss_G$ 的数值趋于稳定时,保存此时的模型参数,轻量化深度学习模型G训练完毕。

[0069] 以上所述,仅为本发明涉及的较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

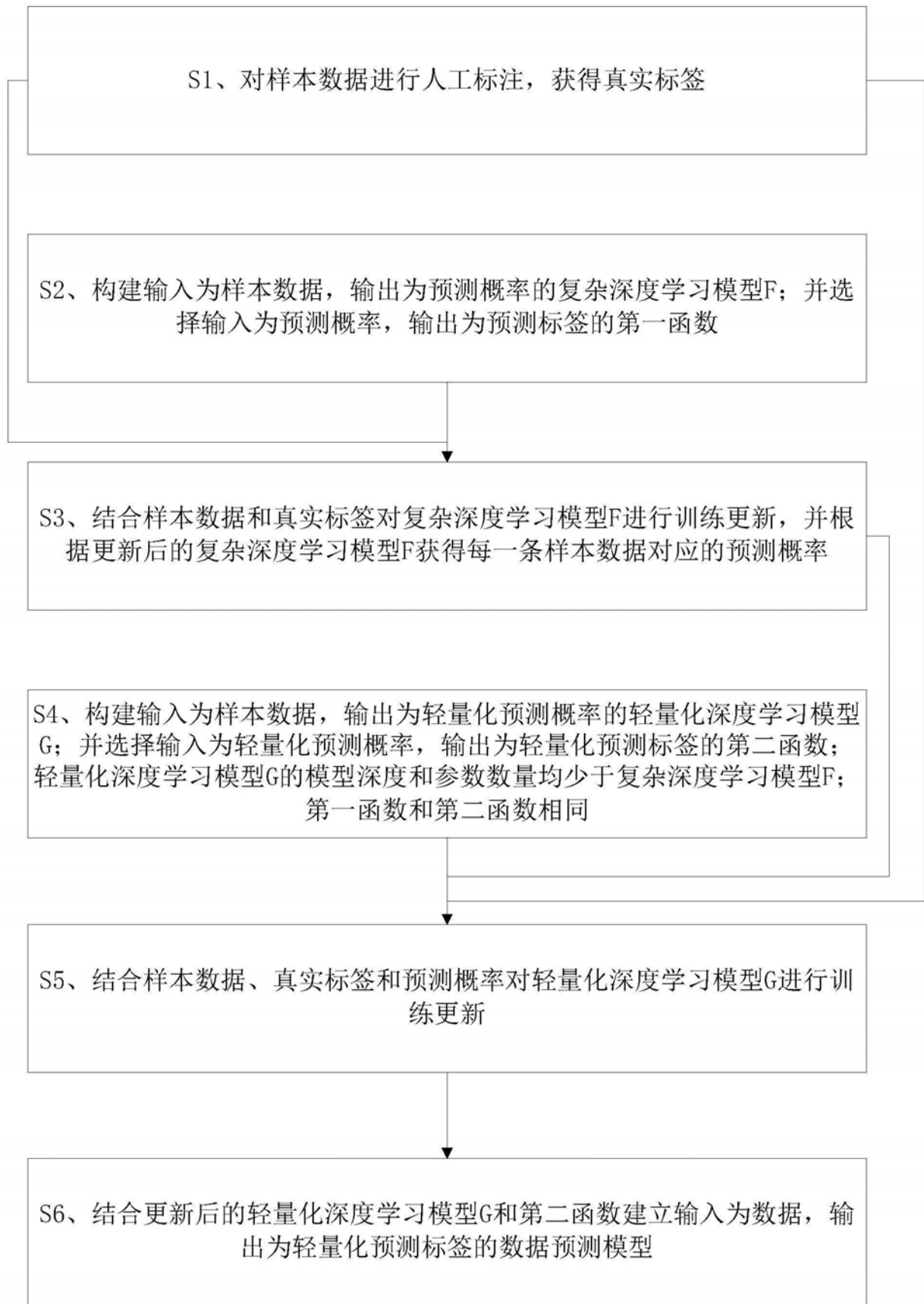


图1

专利名称(译)	一种心电信号深度学习模型的轻量化方法		
公开(公告)号	CN110558972A	公开(公告)日	2019-12-13
申请号	CN201910793585.X	申请日	2019-08-27
[标]发明人	傅兆吉 周荣博 俞杰		
发明人	洪申达 傅兆吉 周荣博 俞杰		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7267		
代理人(译)	金字平		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出的一种心电信号深度学习模型的轻量化方法，包括：构建输入为样本数据，输出为预测概率的复杂深度学习模型F；根据更新后的复杂深度学习模型F获得每一条样本数据对应的预测概率；构建输入为样本数据，输出为轻量化预测概率的轻量化深度学习模型G；结合样本数据、真实标签和预测概率对轻量化深度学习模型G进行训练更新。本发明中，通过复杂深度学习模型F的预测结果结合真实标签对轻量化深度学习模型G进行训练，保证了轻量化深度学习模型G的预测精度；通过结构简单、节点较少的轻量化深度学习模型G对心电信号数据进行预测，耗时少，效率高，实现了学习模型的低复杂度与预测精度的兼得。

