



(21) 申请号 201911355355.1

(22) 申请日 2019.12.25

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111160443 A

(43) 申请公布日 2020.05.15

(73) 专利权人 浙江大学

地址 310013 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72) 发明人 陈岭 张毅

(74) 专利代理机构 杭州天勤知识产权代理有限公司 33224

专利代理师 曹兆霞

(51) Int.Cl.

G06F 18/24 (2023.01)

G06N 3/045 (2023.01)

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/047 (2023.01)

G06N 3/084 (2023.01)

(56) 对比文件

AU 2018101751 A4, 2018.12.20

CN 105404877 A, 2016.03.16

CN 108846384 A, 2018.11.20

CN 108875836 A, 2018.11.23

CN 109857843 A, 2019.06.07

审查员 胡晓雨

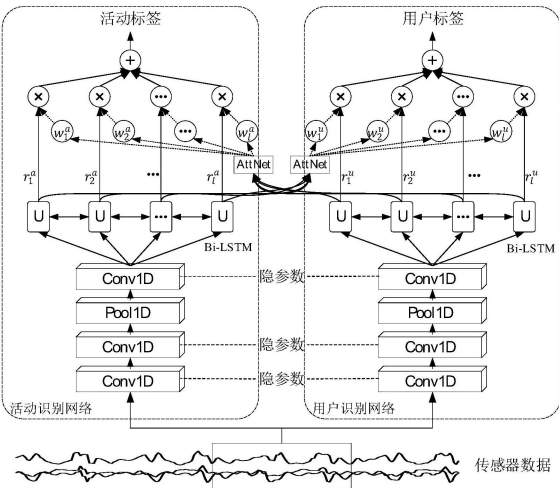
权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,包括:(1)利用可穿戴传感器采集各用户活动时的传感器数据,并进行预处理;(2)联合构建用于预测活动和用户的活动识别网络和用户识别网络,其中,活动识别网络和用户识别网络共享部分隐参数,并引入相互注意力机制,利用对方学习到的知识为特征各部分赋予权重;(3)构建联合损失对活动识别网络和用户识别网络进行协同优化,得到参数确定的活动识别模型和用户识别模型;(4)将预处理后的传感器数据输入至活动识别模型和用户识别模型中,利用活动识别模型获得活动识别结果,利用用户识别模型获得用户识别结果。该方法提升了活动和用户的识别能力。



1. 一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,包括以下步骤:

(1) 利用可穿戴传感器采集各用户活动时的传感器数据,并进行预处理得到数据样本 x ,将数据样本 x 和对应的活动标签 a 和用户标签 u 作为训练样本,并构建训练样本集;

(2) 从训练样本集中选择部分训练样本,来联合构建用于预测活动和用户的活动识别网络 and 用户识别网络,其中,活动识别网络 and 用户识别网络共享部分隐参数,并引入相互注意力机制,利用对方学习到的知识为特征各部分赋予权重,包括:

(2-1) 从训练样本集中选择部分训练样本;

(2-2) 利用活动识别网络 and 用户识别网络中两个独立的卷积神经网络分别处理数据样本 x ,得到样本的中间层特征表示 r^a 和 r^u ;

(2-3) 将中间层特征表示 r^a 和 r^u 展开为长度为 l 的向量序列,并分别输入到活动识别网络 and 用户识别网络中两个独立的双向长短时记忆网络,以提取时间依赖关系得到特征表示向量序列 $e^a \in \mathbb{R}^{l \times n}$ 和 $e^u \in \mathbb{R}^{l \times n}$,其中,中间层特征表示 r^a 和 r^u 的时间维保持不变,其它维展开,两个双向长短时记忆网络具有相同的网络架构,均包含一个双向长短时记忆网络层,双向长短时记忆网络层将方向相反的两个长短时记忆网络层连接到同一输出,一个长短时记忆网络层前向处理输入序列,另一个后向处理,输出可以同时获取前向和后向的时间依赖关系;

(2-4) 利用活动识别网络 and 用户识别网络中两个独立的注意力网络,将特征表示向量序列 e^a 映射到权重向量 $w^u \in \mathbb{R}^l$,为特征表示向量序列 e^u 各部分赋予权重;将特征表示向量序列 e^u 映射到权重向量 $w^a \in \mathbb{R}^l$,为特征表示向量序列 e^a 各部分赋予权重;

(2-5) 利用活动识别网络中的由全连接网络层和softmax函数构成的活动分类输出层,根据特征表示的加权和 α^a 得到活动预测结果 a' ;利用用户识别网络中的由全连接网络层和softmax函数构成的用户分类输出层,根据特征表示的加权和 α^u 得到用户预测结果 u' ;

(2-6) 根据活动预测和活动标签计算活动分类损失,根据用户预测和用户标签计算用户分类损失,并依据损失更新网络各部分的参数;

(2-7) 将被更新过的两个卷积神经网络对应卷积网络层的卷积核堆叠,构成高阶张量,并通过Tucker分解得到初始的隐参数,包括:

每个卷积网络层的卷积核可以表示为一个 $d_1 \times d_2 \times d_3$ 维三阶张量,将两个卷积神经网络对应卷积网络层的卷积核堆叠构成一个 $d_1 \times d_2 \times d_3 \times d_4$ 维四阶张量 T ,其中, $d_4=2$,对张量 T 进行Tucker分解从而得到初始的隐参数,如公式(1)所示:

$$T = S \cdot_{(1,2)} R^{(1)} \cdot_{(1,2)} R^{(2)} \cdot_{(1,2)} R^{(3)} \cdot_{(1,2)} R^{(4)} \quad (1)$$

其中, S 是一个 $v_1 \times v_2 \times v_3 \times v_4$ 维四阶张量, $R^{(i)}$ 是一个 $d_i \times v_i$ 维矩阵, S 和 R 均为初始的隐参数, $R^{(4)}$ 表示活动识别网络 and 用户识别网络特有的隐参数, $S, R^{(1)}, R^{(2)}$,和 $R^{(3)}$ 表示活动识别网络 and 用户识别网络共享的隐参数,下标 $\cdot_{(i,j)}$ 表示执行张量点积操作的坐标轴;

(3) 从训练样本集中选择部分训练样本,来构建联合损失对活动识别网络 and 用户识别网络进行协同优化,得到参数确定的活动识别模型 and 用户识别模型;

(4) 将预处理后的传感器数据输入至活动识别模型 and 用户识别模型中,利用活动识别模型获得活动识别结果,利用用户识别模型获得用户识别结果。

2. 如权利要求1所述的基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,其特征在于,步骤

(2-4) 中,两个注意力网络具有相同的网络架构,均包含一个全连接网络层,其输出经过softmax函数归一化得到权重向量,过程如公式(2)~(7)所示:

$$\omega^a = \text{AttNet}^a(e^u) \quad (2)$$

$$w_i^a = \frac{\omega_i^a}{\sum_{j=1}^l \exp(\omega_j^a)} \quad (3)$$

$$\alpha^a = \sum_{i=1}^l (w_i^a \cdot e_i^a) \quad (4)$$

$$\omega^u = \text{AttNet}^u(e^a) \quad (5)$$

$$w_i^u = \frac{\omega_i^u}{\sum_{j=1}^l \exp(\omega_j^u)} \quad (6)$$

$$\alpha^u = \sum_{i=1}^l (w_i^u \cdot e_i^u) \quad (7)$$

其中, $\text{AttNet}^u(\cdot)$ 和 $\text{AttNet}^a(\cdot)$ 表示注意力网络, ω^u 和 ω^a 表示未归一化的权重向量, α^a 和 α^u 为特征表示的加权和。

3. 如权利要求1所述的基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,其特征在于,步骤(2-5)中,活动和用户分类层输出不同活动标签和不同用户标签的概率分布,计算公式如下:

$$a'_i = \frac{\exp(\theta_i^a \cdot \alpha^a)}{\sum_j^{|A|} \exp(\theta_j^a \cdot \alpha^a)} \quad (8)$$

$$u'_i = \frac{\exp(\theta_i^u \cdot \alpha^u)}{\sum_j^{|U|} \exp(\theta_j^u \cdot \alpha^u)} \quad (9)$$

其中, α^a 和 α^u 表示上一步的输入, θ^a 和 θ^u 表示全连接网络层的参数, $|A|$ 表示活动标签数量, $|U|$ 表示用户标签数量, a'_i 表示预测活动标签为 i 的概率, u'_i 表示预测用户标签为 i 的概率。

4. 如权利要求1所述的基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,其特征在于,步骤(3)具体包括:

(3-1) 从训练样本集中选择部分训练样本;

(3-2) 利用共享部分隐参数的两个卷积神经网络分别处理数据样本 x , 得到该样本的中间层特征表示 r^a 和 r^u , 隐参数代替卷积核被保存和更新, 具体地, 前向传播中, 首先由隐参数生成卷积核, 再由生成的卷积核进行卷积操作; 反向传播中, 隐参数被更新;

(3-3) 按照步骤(2-3)~(2-5)的步骤获得活动预测结果 a' 和用户预测结果 u' ;

(3-4) 按照步骤(2-6)更新网络各部分的参数以确定网络参数, 获得参数确定的活动识别模型和用户识别模型。

5. 如权利要求1所述的基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,其特征在于,步骤(2-6)中,使用交叉熵损失函数计算损失,计算公式如下:

$$L^a = - \sum_{i=1}^{|A|} a'_i \log(a_i) \quad (10)$$

$$L^u = - \sum_{i=1}^{|U|} u'_i \log(u_i) \quad (11)$$

$$Loss = \frac{1}{M_{batch}} \sum_{i=1}^{M_{batch}} (L_i^a + L_i^u) \quad (12)$$

其中, L^a 和 L^u 均表示单个样本的损失, M_{batch} 表示批大小,Loss表示一批样本的联合损失,Adam算法被用于网络参数更新, $|A|$ 表示活动标签数量, $|U|$ 表示用户标签数量, a'_i 表示预测活动标签为i的概率, u'_i 表示预测用户标签为i的概率。

一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及活动识别和用户识别领域,具体涉及一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法。

背景技术

[0002] 基于可穿戴传感器的活动和用户识别利用用户随身配戴的传感器获取的数据来推断活动和用户信息,是普适和移动计算领域的两个关键任务,对实现以人为中心的计算具有重要意义。基于可穿戴传感器的活动和用户识别能为健康支持、技能评估、生物识别等应用提供支持。

[0003] 大多数基于可穿戴传感器的活动识别方法混合所有训练用户的标注样本,利用监督学习方法构建活动分类器,并将其直接用于新用户,这些方法忽略了不同用户行为模式上的差异。相关的研究表明不同用户具有不同的行为模式,这意味着获取自不同用户的传感器数据之间存在分布差异,因此,直接将在训练用户上表现良好的活动识别模型应用于新用户时,往往会出现显著的性能下降。如何保证新用户的识别性能成为基于可穿戴传感器的活动识别的一个重要挑战。为应对该挑战,国内外已有不少方法被提出,可以大致分为两类:第一类方法构建用户无关的特征进行建模,从而保证模型在新用户上的泛化能力。这类方法难以充分利用训练数据中的用户信息,在增强特征用户无关性的同时削弱了其活动表征能力。第二类方法针对每个用户的行为模式,为其构建量身定制的模型。这类方法往往需要针对每个新用户进行数据采集与模型适配,高昂的代价限制了其使用。

[0004] 大多数基于可穿戴传感器的用户识别方法只支持在步行活动场景下识别用户,虽然这些方法能够实现良好的识别效果,但有限的适用场景限制了其在日常生活中的使用。将基于可穿戴传感器的用户识别所支持的活动场景从步行扩展到其他日常活动极具价值,但也充满挑战,因为不同活动场景下传感器数据存在显著差异。

[0005] 已有的方法通常单独建模活动识别或用户识别任务,忽略了这两个任务间的相关性。活动识别任务获取的活动相关信息有助于用户识别任务感知并适应不同的活动场景;用户识别任务学习到的用户相关信息则能使活动识别模型在识别人类活动时考虑当前用户的行为模式。

发明内容

[0006] 本发明要解决的技术问题是如何利用活动识别和用户识别两个任务间的相关性提升识别模型的泛化能力。

[0007] 为解决上述问题,本发明提供了一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法,包括以下步骤:

[0008] (1) 利用可穿戴传感器采集各用户活动时的传感器数据,并进行预处理;

[0009] (2) 联合构建用于预测活动和用户的活动识别网络和用户识别网络,其中,活动识别网络和用户识别网络共享部分隐参数,并引入相互注意力机制,利用对方学习到的知识

为特征各部分赋予权重；

[0010] (3) 构建联合损失对活动识别网络 and 用户识别网络进行协同优化, 得到参数确定的活动识别模型 and 用户识别模型；

[0011] (4) 将预处理后的传感器数据输入至活动识别模型 and 用户识别模型中, 利用活动识别模型获得活动识别结果, 利用用户识别模型获得用户识别结果。

[0012] 与现有方法相比, 其优点在于：

[0013] 1) 联合构建活动识别 and 用户识别模型, 利用隐参数进行跨任务的知识共享, 进而利用两个任务间的共性与差异实现相互促进。

[0014] 2) 在活动识别 and 用户识别模型之间引入相互注意力机制, 使两个模型能相互利用对方学习到的知识来给特征各部分赋予权重, 从而适应用户 and 活动场景的变化。

附图说明

[0015] 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, 下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图做简单地介绍, 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前提下, 还可以根据这些附图获得其他附图。

[0016] 图1是实施例提供的一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法的总体流程图；

[0017] 图2是实施例提供的一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法的总体架构图；

[0018] 图3是实施例提供的卷积神经网络架构示意图；

[0019] 图4是实施例提供的双向长短时记忆网络按时间展开示意图。

具体实施方式

[0020] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白, 以下结合附图及实施例对本发明进行进一步的详细说明。应当理解, 此处所描述的具体实施方式仅仅用以解释本发明, 并限定本发明的保护范围。

[0021] 图1是实施例提供的一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法的总体流程图；图2是实施例提供的一种基于深度多任务学习的活动和用户识别方法的总体架构图, 图2中, Conv1D和Pool1D分别表示一维卷积网络层和一维最大池化层, U表示双向长短时记忆网络单元, AttNet表示注意力网络, 其输出权重向量 w 以区分特征 r 的重要性, $\oplus$ 表示哈达玛和, $\otimes$ 表示哈达玛积。

[0022] 参见图1和图2, 实施例提供的基于深度多任务学习的活动和用户识别方法包括数据集构建阶段, 隐参数初始化阶段, 以及模型训练阶段。

[0023] 数据集构建阶段

[0024] 数据集构建阶段主要采集传感器数据, 对采集的传感器数据进行预处理, 并构建训练数据集, 具体过程为：

[0025] 步骤1-1, 利用可穿戴传感器采集各用户在进行不同活动时的传感器数据；

[0026] 在此步骤中, 记录用户进行不同活动时的可穿戴传感器数据。常见的可穿戴传感

器包括加速度计、陀螺仪、磁力计等。为保证识别准确率,要求在构建训练数据集时和实际使用时传感器数量、类型、放置方位均保持一致。

[0027] 步骤1-2,对采集到的数据进行异常值消除、归一化处理,并利用滑动窗口对处理后的数据进行划分得到数据样本。

[0028] 在此步骤中,对采集到的数据进行的处理主要包括:

[0029] a) 对原始传感器数据进行异常值检测,将其中的无效值(如超出正常范围的值和缺失值)去除或者进行均值填充。

[0030] b) 对传感器数据按通道进行离差标准化处理,使处理后的数据规范化到 $[-1,1]$ 区间内,转换公式如下:

$$[0031] \quad x' = 2 \times \frac{x - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \quad (1)$$

[0032] 其中, x 为原始数值, $X_{\min}$ 为该数值所在通道的最小值, $X_{\max}$ 为该数值所在通道的最大值, x' 为归一化之后的数值。

[0033] c) 利用固定长度的滑动窗口对处理后的数据进行划分,滑动窗口长度根据经验人为设定,重叠度设置为50%。

[0034] 步骤1-3,将每个数据样本及其对应的活动标签和用户标签作为一个训练样本,构建训练数据集。一个训练样本可以表示为 (x, a, u) ,其中 x 表示数据样本, a 表示活动标签, u 表示用户标签。

[0035] 步骤1-4,将训练数据集按固定的大小进行分批,批次总数为 N 。

[0036] 在此步骤中,批大小根据经验人为设定,批次总数 N 的计算公式如下:

$$[0037] \quad N = \left\lceil \frac{M_{\text{total}}}{M_{\text{batch}}} \right\rceil \quad (2)$$

[0038] 其中 M_{total} 为训练数据集中样本总数, M_{batch} 为批大小。

[0039] 隐参数初始化阶段

[0040] 具体过程为:

[0041] 步骤2-1,从训练数据集中顺序选取一批训练样本,对于该批次中的每一个训练样本 (x, a, u) ,重复步骤2-2到2-5。

[0042] 步骤2-2,利用活动识别网络和用户识别网络中两个独立的卷积神经网络分别处理数据样本 x ,得到该样本的中间层特征表示 r^a 和 r^u 。

[0043] 在此步骤中,两个卷积神经网络具有相同的网络架构,分别由三个卷积网络层和一个最大池化层组成,如图3所示,其中卷积操作和最大池化操作均沿时间维进行。图3中,Conv1D和Pool1D分别表示一维卷积网络层和一维最大池化层,@前面的数字表示卷积核或池化区域的大小,@后面的数字表示生成特征映射的数量,ReLU表示激活函数。

[0044] 步骤2-3,将中间层特征表示 r^a 和 r^u 展开为长度为1的向量序列,并分别输入到活动识别网络和用户识别网络中两个独立的双向长短时记忆网络,以提取时间依赖关系得到特征表示向量序列 $e^a \in \mathbb{R}^{l \times n}$ 和 $e^u \in \mathbb{R}^{l \times n}$ 。

[0045] 在此步骤中,中间层特征表示 r^a 和 r^u 的时间维保持不变,其它维展开。两个双向长短时记忆网络具有相同的网络架构,均包含一个双向长短时记忆网络层,其按时间展开示意图如图4所示。图4中, L^f 和 L^b 分别表示前向和后向长短时记忆网络单元,双向长短时记忆

网络层将方向相反的两个长短时记忆网络层连接到同一输出,一个长短时记忆网络层前向处理输入序列,另一个后向处理,输出可以同时获取前向和后向的时间依赖关系。

[0046] 步骤2-4,利用活动识别网络和用户识别网络中两个独立的注意力网络,将特征表示向量序列 e^a 映射到权重向量 $w^u \in \mathbb{R}^l$,为特征表示向量序列 e^u 各部分赋予权重;将特征表示向量序列 e^u 映射到权重向量 $w^a \in \mathbb{R}^l$,为特征表示向量序列 e^a 各部分赋予权重。

[0047] 在此步骤中,两个注意力网络具有相同的网络架构,均包含一个全连接网络层,其输出经过softmax函数归一化得到权重向量,过程如公式(3)~(8)所示:

$$[0048] \quad \omega^a = \text{AttNet}^a(e^u) \quad (3)$$

$$[0049] \quad w_i^a = \frac{\omega_i^a}{\sum_{j=1}^l \exp(\omega_j^a)} \quad (4)$$

$$[0050] \quad \alpha^a = \sum_{i=1}^l (w_i^a \cdot e_i^a) \quad (5)$$

$$[0051] \quad \omega^u = \text{AttNet}^u(e^a) \quad (6)$$

$$[0052] \quad w_i^u = \frac{\omega_i^u}{\sum_{j=1}^l \exp(\omega_j^u)} \quad (7)$$

$$[0053] \quad \alpha^u = \sum_{i=1}^l (w_i^u \cdot e_i^u) \quad (8)$$

[0054] 其中, $\text{AttNet}^u(\cdot)$ 和 $\text{AttNet}^a(\cdot)$ 表示注意力网络, ω^u 和 ω^a 表示未归一化的权重向量, α^a 和 α^u 为特征表示的加权和。

[0055] 步骤2-5,利用活动识别网络中的由全连接网络层和softmax函数构成的活动分类输出层,根据特征表示的加权和 α^a 得到活动预测结果 a' ;利用用户识别网络中的由全连接网络层和softmax函数构成的用户分类输出层,根据特征表示的加权和 α^u 得到用户预测结果 u' 。

[0056] 在此步骤中,活动和用户分类层输出不同活动标签和不同用户标签的概率分布,计算公式如下:

$$[0057] \quad a'_i = \frac{\exp(\theta_i^a \cdot \alpha^a)}{\sum_j^{|A|} \exp(\theta_j^a \cdot \alpha^a)} \quad (9)$$

$$[0058] \quad u'_i = \frac{\exp(\theta_i^u \cdot \alpha^u)}{\sum_j^{|U|} \exp(\theta_j^u \cdot \alpha^u)} \quad (10)$$

[0059] 其中, α^a 和 α^u 表示上一步的输入, θ^a 和 θ^u 表示全连接网络层的参数, $|A|$ 表示活动标签数量, $|U|$ 表示用户标签数量, a'_i 表示预测活动标签为 i 的概率, u'_i 表示预测用户标签为 i 的概率。

[0060] 步骤2-6,对于该批次的所有训练样本,根据活动预测和活动标签计算活动分类损失,根据用户预测和用户标签计算用户分类损失,并依据损失更新网络各部分的参数。

[0061] 在此步骤中,使用交叉熵损失函数计算损失,计算公式如下:

$$[0062] \quad L^a = -\sum_{i=1}^{|A|} a'_i \log(a_i) \quad (11)$$

$$[0063] \quad L^u = -\sum_{i=1}^{|U|} u'_i \log(u_i) \quad (12)$$

$$[0064] \quad Loss = \frac{1}{M_{batch}} \sum_{i=1}^{M_{batch}} (L_i^a + L_i^u) \quad (13)$$

[0065] 其中, L^a 和 L^u 均表示单个样本的损失, M_{batch} 表示批大小, $Loss$ 表示一批样本的联合损失。Adam 算法被用于网络参数更新。

[0066] 步骤2-7, 若达到指定的迭代次数, 则进入步骤2-8, 否则返回步骤2-1。

[0067] 步骤2-8, 将被更新过的两个卷积神经网络对应卷积网络层的卷积核堆叠, 构成高阶张量, 并通过Tucker分解得到初始的隐参数。

[0068] 在此步骤中, 每个卷积网络层的卷积核可以表示为一个 $d_1 \times d_2 \times d_3$ 维三阶张量, 将两个卷积神经网络对应卷积网络层的卷积核堆叠构成一个 $d_1 \times d_2 \times d_3 \times d_4$ ($d_4=2$) 维四阶张量 T , 对张量 T 进行Tucker分解从而得到初始的隐参数, 如公式(14)所示:

$$[0069] \quad T = S \cdot_{(1,2)} R^{(1)} \cdot_{(1,2)} R^{(2)} \cdot_{(1,2)} R^{(3)} \cdot_{(1,2)} R^{(4)} \quad (14)$$

[0070] 其中, S 是一个 $v_1 \times v_2 \times v_3 \times v_4$ 维四阶张量, $R^{(i)}$ 是一个 $d_i \times v_i$ 维矩阵, S 和 R 均为初始的隐参数, $R^{(4)}$ 表示活动识别网络 and 用户识别网络特有的隐参数, $S, R^{(1)}, R^{(2)}$, 和 $R^{(3)}$ 表示活动识别网络 and 用户识别网络共享的隐参数, 下标 $\cdot_{(i,j)}$ 表示执行张量点积操作的坐标轴。

[0071] 模型训练阶段

[0072] 步骤3-1, 从训练数据集中顺序选取一批训练样本, 对于该批次中的每一个训练样本 (x, a, u) , 重复步骤3-2到3-3。

[0073] 步骤3-2, 利用活动识别网络 and 用户识别网络中共享部分隐参数的两个卷积神经网络分别处理数据样本 x , 得到该样本的中间层特征表示 r^a 和 r^u 。隐参数代替卷积核被保存和更新, 具体地, 前向传播中, 首先由隐参数生成卷积核, 再由生成的卷积核进行卷积操作; 反向传播中, 隐参数被更新。

[0074] 在此步骤中, 通过Tucker分解的逆运算由隐参数生成对应的卷积核, 并利用生成的卷积核进行卷积操作。其中, 部分隐参数被活动识别 and 用户识别网络共享, 当训练一个网络时, 对共享隐参数的更新也会影响到另一个网络所生成的卷积核, 从而实现知识的跨任务共享。

[0075] 步骤3-3, 按照步骤2-3~步骤2-5获得活动预测结果 a' 和用户预测结果 u' ; 即具体包括:

[0076] 步骤3-3-1, 将 r^a 和 r^u 展开为长度为1的向量序列, 并分别输入到活动识别网络 and 用户识别网络中的两个独立的双向长短时记忆网络, 得到特征表示向量序列 $e^a \in \mathbb{R}^{l \times n}$ 和 $e^u \in \mathbb{R}^{l \times n}$ 。

[0077] 此步骤实施细节与隐参数初始化阶段步骤2-3一致。

[0078] 步骤3-3-2, 利用活动识别网络 and 用户识别网络中的两个独立的注意力网络, 将 e^a 映射到权重向量 $w^u \in \mathbb{R}^l$, 为 e^u 各部分赋予权重; 将 e^u 映射到权重向量 $w^a \in \mathbb{R}^l$, 为 e^a 各部分赋予权重。

[0079] 此步骤实施细节与隐参数初始化阶段步骤2-4一致。

[0080] 步骤3-3-3, 利用活动识别网络中的由全连接网络层和softmax函数构成的活动分类输出层得到活动预测结果 a' ; 利用用户识别网络中的由全连接网络层和softmax函数构成的用户分类输出层得到用户预测结果 u' 。

- [0081] 此步骤实施细节与隐参数初始化阶段步骤2-5一致。
- [0082] 步骤3-4,按照步骤2-6更新网络各部分的参数。
- [0083] 本步骤中,即对于该批次的所有训练样本,根据活动预测和活动标签计算活动分类损失,根据用户预测和用户标签计算用户分类损失,并依据损失更新网络各部分的参数。
- [0084] 此步骤实施细节与隐参数初始化阶段步骤2-6一致。
- [0085] 步骤3-5,若达到指定的训练迭代次数,则训练结束,获得参数确定的活动识别模型和用户识别模型,否则返回步骤3-1。
- [0086] 在经过上述数据集构建阶段、隐参数初始化阶段、模型训练阶段确定了活动识别模型和用户识别模型的网络参数后,即可以利用活动识别模型和用户识别模型进行活动和用户识别,具体过程为:
- [0087] 对于采集到的传感器数据,按照数据集构建阶段中步骤1-2对数据进行异常值消除、归一化处理,并对处理后的数据进行划分得到数据样本;
- [0088] 利用网络参数确定的活动识别模型对数据样本进行处理,获得活动识别结果;
- [0089] 利用网络参数确定的用户识别模型对数据样本进行处理,获得用户识别结果。
- [0090] 本发明联合构建活动识别和用户识别模型,利用隐参数在两个模型之间共享信息,进而利用两个任务间的共性与差异实现相互促进,同时,引入相互注意力机制,使两个模型能相互利用对方学习到的知识来给特征各部分赋予权重,从而适应用户和活动场景的变化,在健康支持、技能评估、生物识别等领域具有广阔的应用前景。
- [0091] 以上所述的具体实施方式对本发明的技术方案和有益效果进行了详细说明,应理解的是以上所述仅为本发明的最优选实施例,并不用于限制本发明,凡在本发明的原则范围内所做的任何修改、补充和等同替换等,均应包含在本发明的保护范围之内。

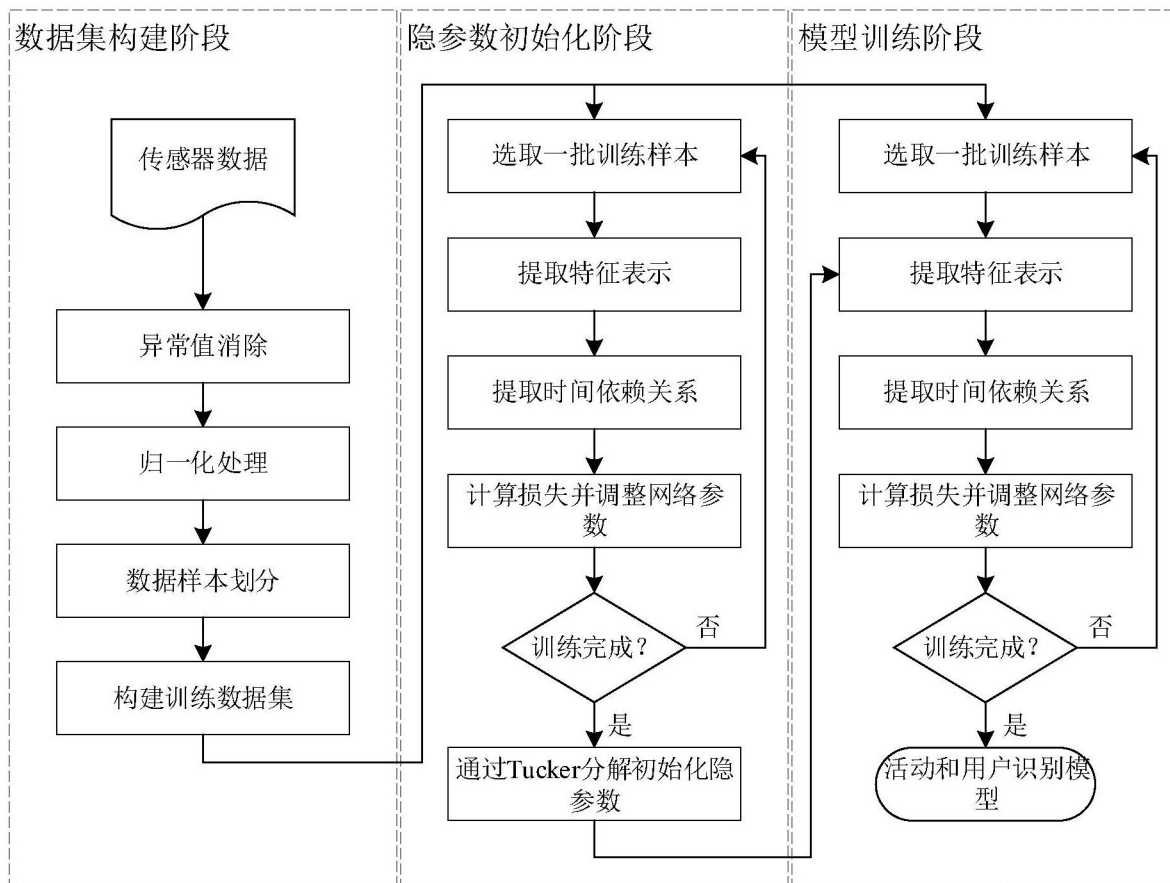


图1

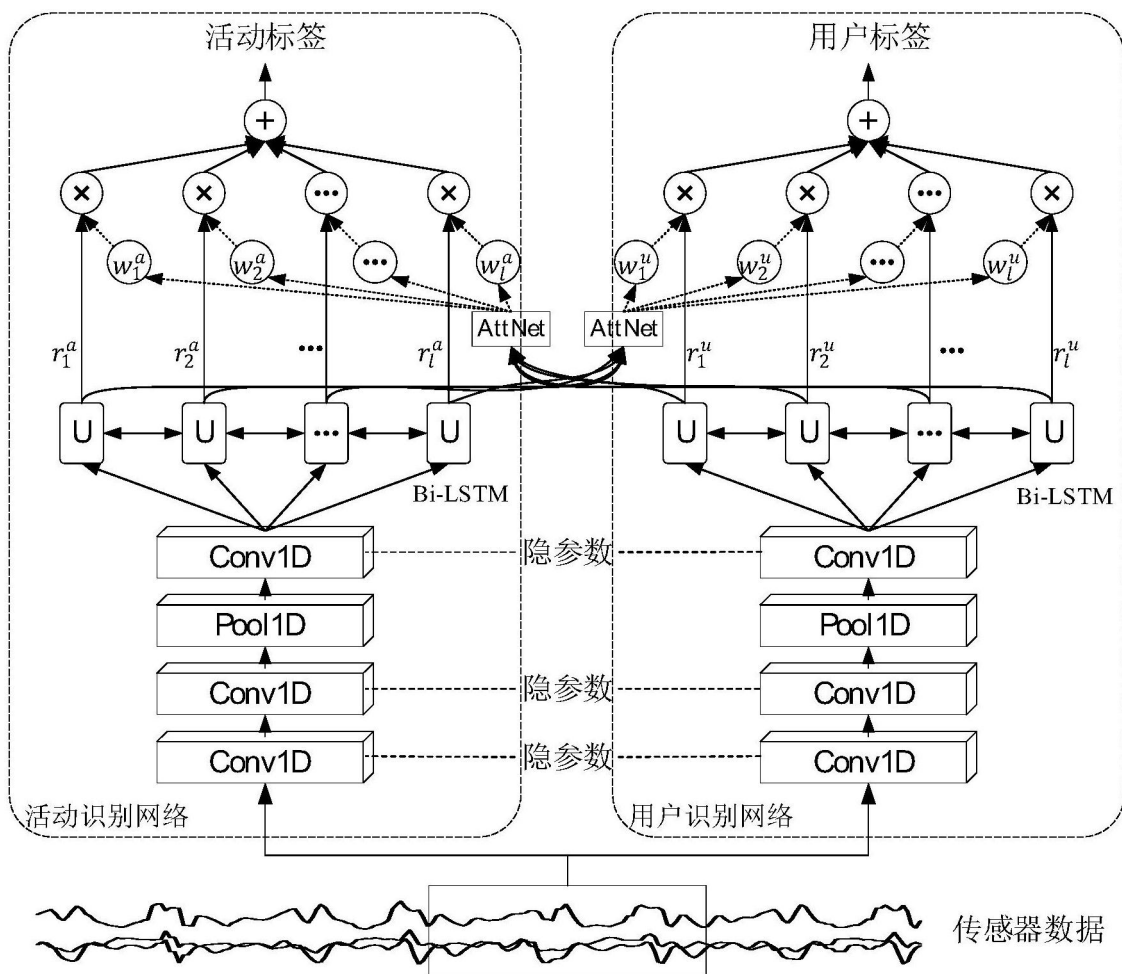


图2

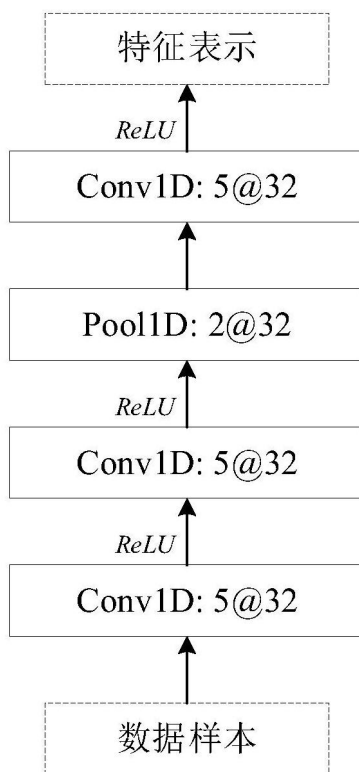


图3

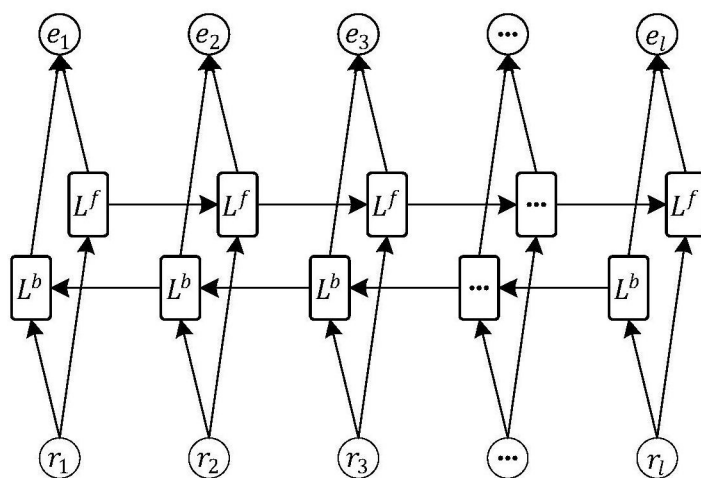


图4