

基于传感器数据的用户行为识别方法综述

杨观赐, 李杨, 赵乐, 刘赛赛, 何玲, 刘丹

(贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室, 贵阳 550025)

摘要: **目的** 综述了运用传感器数据感知用户行为的最新进展和研究成果, 为多模态数据驱动的服务机器人用户行为认知应用提供技术支撑。**方法** 主要从 4 个方面总结了用户行为识别方法的最新进展, 具体包括: 基于可穿戴传感器的数据感知与行为识别; 基于机器视觉的行为识别; 基于环境传感器数据的行为识别; 异常行为识别与预测。**结论** 服务机器人在行为感知到认知方面的研究仍处于初步阶段, 运用多模态数据全面建模用户行为有望提升基于机器人的养老产品智能化水平。

关键词: 行为识别; 行为认知; 传感数据理解; 服务机器人; 智能家居

中图分类号: TP18; TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)18-0094-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.18.011

Overview of Human Behavior Recognition Methods Based on Sensor Data

YANG Guan-ci, LI Yang, ZHAO Le, LIU Sai-sai, HE Ling, LIU Dan

(Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of the Ministry of Education,
Guizhou University, Guiyang 550025, China)

ABSTRACT: This paper reviews the latest developments and research achievements of human behavior perception using sensor data, which provides technical support for human behavior recognition application of multi-modal data-driven service robot. The paper summarizes the latest developments of user behavior recognition methods from four aspects. The data perception and behavior recognition technologies based on wearable sensors are introduced, the behavior recognition method based on computer vision or environmental sensor data is summarized, and the identification and prediction method of abnormal behavior is elaborated. Conclusion could be drawn that the research on behavioral perception up to recognition of service robots is still in the preliminary stage. It is also pointed out that the intelligence level of robot-based elderly care products is expected to be improved by comprehensively modeling human behavior using multi-modal data.

KEY WORDS: behavior recognition; behavior cognition; insight of sensor data; service robot; smart home

2019 年 11 月, 人民日报根据民政部、国家卫健委等部门统计的数据报道, 2.49 亿老年人中有 4000 万失能、半失能老年人, 而养老护理从业人员仅有 30 万名。2021 年第 7 次全国人口普查结果显示, 我国 60 岁以上老年人有 2.64 亿, 其中 65 岁以上人口有 1.91 亿, 养老护理从业人员缺口巨大。《中华人民

共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》中, 关于持续增进民生福祉方面提到“要全面推进健康中国建设, 达到人均预期寿命再提高 1 岁的目标”。鉴于此, 如何借助智能服务机器人帮助照顾老人, 减轻子女赡养老人的压力, 使得老年人能够安享晚年是值得研究的课题^[1]。目

收稿日期: 2021-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(62163007, 61863005); 贵州省科技计划项目(黔科合平台人才[2020]6007, 黔科合支撑[2019]2814, 黔科合支撑[2021]一般 439, 黔科合平台 JXCX[2021]001); 贵州省研究生科研基金(黔教合 YJSCXJH[2020]090)

作者简介: 杨观赐(1983—), 男, 湖南人, 博士, 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室教授、博士生导师, 主要研究方向为自主智能系统、多模态数据驱动的认知计算。

通信作者: 何玲(1975—), 女, 贵州人, 博士, 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室副教授, 主要研究方向为自主智能机器人。

前,有学者提出研制养老服务机器人,使用养老服务机器人帮助老年人独立生活,以此缓解我国医疗资源和专业护理人员相对短缺的问题^[2],从而辅助老年人维持生活独立性,释放子女赡养老人的压力^[3]。与此同时,我国在《科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目》中,将“室内服务机器人自主学习与进化关键技术”“智能医生助理关键技术及应用研究”以及“医疗行为多维度感知关键技术及应用研究”列为持续攻关方向^[4]。

服务机器人对用户行为的认知是一项艰巨的任务^[5]。当前的家庭服务机器人产品能完成的工作主要包括陪护、娱乐、打扫以及家用电器维护等方面^[6],对用户行为深度理解和主动情感关怀等一系列类人功能方面存在缺陷。目前,学术界在家庭环境下的人体行为识别与行为感知研究过程中,主要将精力集中于人体昏厥、跌倒等突发危险行为的检测上,以及一些相对较为简单的人体动作识别上^[7-8]。较为遗憾的是,由于家庭环境是一个结构复杂多变、多层次相互交融的动态体系,用户日常行为复杂且多样,所以针对上述情况的用户复杂行为的检测也变得更加困难。根据现有的研究结果可知,研究人员在感知到认知方面的研究,至今还没有突破类似于人类“见一叶落而知秋,掬杯水而知江之清”的思维推理技术。本文主要介绍了基于可穿戴传感器的数据感知与行为识别、基于机器视觉的行为识别、基于环境传感器数据的行为识别、异常行为识别与预测的研究进展,为多模态数据驱动的家庭服务机器人用户行为认知应用提供了技术支撑。

1 基于可穿戴传感器的数据感知与行为识别

围绕体育运动方面,为了发现跑步过程中疲劳引起的人体变化情况,文献[9]采用互补滤波器从传感器数据中提取特征,研究跑步者的运动状态参数随疲劳程度的变化关系,为评估运动员的受伤风险、疲劳程度和适合的跑步模式提供了方法。文献[10]利用支持向量机回归(SVR)模型从定制的仪器鞋垫中提取受试者步行和跑步任务期间的基本步态参数(如步距、步幅度、速度和间隔等),通过分析提取到的受试者步态数据,提出了基于基本步态参数的状态估计方法。为了提高运动质量,充分了解球拍运动为人类健康所发挥出的促进作用,文献[11]构建了腕带动作识别系统和多层混合聚类模型,采用 K-means 聚类优化算法对用户特征进行了提取和分割,识别了多种球拍类运动,构建了一种量化运动水平的腕带系统。

针对家庭日常活动分类识别,文献[12]提出了基于可穿戴的传感器数据融合的远程用户生理数据及运动检测体系的体系结构,运用长时间记录感知的体感信息,分析人的日常活动状态,确定当前用户状态,

提高了远程健康诊断的可靠性。文献[13]提出了一种基于描述符的智能手机内置传感器活动分类方法,通过加速度计以及陀螺仪传感器信号获取用户执行的活动,使用梯度直方图和傅里叶变化对用户行为特征进行提取,并使用 K 最近邻算法(KNN)和支持向量机(SVM)判定一定时间内的被观测对象是处于走动、跑步还是躺卧的运动行为,最后通过两个公开数据集(UCI HAR 数据集和体力活动传感器数据集)测试所提出的方法。文献[14]提出了基于加速度传感器数据的人体动作特征识别方法,该方法使用 S 变换和高斯窗函数提取走路、上下楼梯、慢跑和坐立活动的特征,运用基于监督正则化的鲁棒子空间学习方法,提取人体动作行为低维特征。

文献[15]提出了基于深层神经结构的识别方法。首先,从传感器中提取稳健的统计特征,然后应用基于内核的特征值寻找非线性特征空间的核,并运用判别分析技术最小化不同类别样本的类内散射,同时最大化类间散射以增强特征,最后通过长短期记忆网络(LSTM)建模人体行为进行训练和识别。文献[16]使用手机传感器所采集的时间序列数据,分别利用循环神经网络(RNN)、门控循环单元(GRU)、LSTM 以及双向 LSTM(BLSTM)4 种类型的神经网络模型,构建特征提取方法。在公开数据集上的比较测试实验结果表明:BLSTM 模型的识别精确度高于其余 3 种神经网络模型。此方法与观测的活动长度有关,持续时间较短的活动难以被成功识别。为了优化长时间段的数据特征提取表现,文献[17]提出了面向多模态时间序列的深度学习方法。此方法将基于注意力模型的时间信息提取块取代 RNN 模块,达到了降低数据特征提取对时间的依赖性。基于智能家居二进制传感器数据和可穿戴传感器数据,文献[18]提出了基于扩展因果卷积和多头注意机制的网络结构。该结构避免了重复性结构,且能维持数据按步长切割后的序列有序。

采用支持向量机和随机森林的活动识别方法^[19-20],在根据数据特征计算时域和频域特性前,需要对数据集进行手工特征分析,这种方法对先验经验的要求较多,且手工特征的设计和选择需要花费大量精力。为了弱化边界影响,文献[21]引入了无监督方法,以三轴加速度计为基础分割物理行为,过渡行为检测器将负责区分过渡行为与其他行为。通过使用包含动态、静态和过渡活动的公共数据集,不仅能识别预先定义的静态和动态活动,还能识别过渡行为。针对人体动作行为中出现的罕见非语言手势活动,如咳嗽、吞咽以及打哈欠等行为,文献[22]使用无监督方法来检测转换,然后应用监督分类器来标记行为,提出了基于传统图模型的罕见非语言手势活动识别技术,且在较低采样率下保存较高的识别的准确性。

由于上述方法存在边界信息模糊、分析难度高等缺点,所以基于深度学习端到端特征提取的方法逐渐

流行起来。文献[23]提出了一种新的用户行为识别系统,该系统可将穿戴设备与深度学习技术相结合,采用卷积神经网络(CNN),对家庭环境中用户的9种不同行为进行数据分类,取得了较好的分类效果。为了刻画数据空间的相关性,文献[24]构建了基于参数共享的T-2DCNN和M-2DCNN卷积网络模型,将惯性传感器的三轴数据编码为数据图片格式,然后通过卷积操作,提取传感器之间的空间相关性和三轴数据的时间同步相关性特征,并在数据集OPPORTUNITY和SKODA上与现有算法做比较测试,测试结果表明该算法具有优势。这一研究为同时考虑空间与时间特性的行为识别提供了新思路^[25],但同时也会导致数据冗余问题,特别是对于环境传感器而言。

事实上,随着传感器的快速发展,越来越多的传感器被运用到人体行为动作识别。文献[26]利用加速度计和陀螺仪开发出一个动作识别系统。该系统利用三层LSTM开发了基于多类型传感器数据的行为分类系统。其在公共数据集UCI HAR上的测试结果表明,该系统的识别效果优于基于CNN的人体行为动作识别方法。围绕老年人和残障人士的行为动作自动和智能监测,文献[27]提出了基于高维到低维投影空间的随机投影活动和主题识别方法。文献[28]研制了基于身体传感器网络(BSN)的健康监测系统,该系统由心电图信号采集节点、血氧信号采集节点、传感器节点和上位机软件等构成,通过实时监测使用者的心电图、心率、脉搏率以及血氧饱和度,利用耦合隐马尔可夫模型(CHMM)的分类器对用户活动行为进行识别。为了自动实时监测心血管疾病患者日常生活活动以减轻医护人员的压力,文献[29]深入讨论了如何运用室内无线定位系统促进家庭护理系统的发展,并重点研究了面向老年人和残障人士的跌倒监测系统。为开发出一种专门用于患者诊断和康复的工具,文献[30]研制了一种相对低成本、智能化的用户行为识别可穿戴传感器设备。该设备从传感器物理特性以及人体生理结构的角度出发,采用零速度更新算法解决传感器漂移问题,利用基于比例积分控制器的卡尔曼滤波器消除计算误差。针对因多个异构传感器数据的兼容性而导致的人体复杂动作识别准确率较低的问题,文献[31]提出了基于多传感器决策级数据融合的多任务深度学习模型。此模型对不同传感器数据进行特征提取,将复杂行为动作分解成多个较为简单的子任务,这些子任务能共享网络结构,相互学习,从而显著提升了深度学习模型的泛化性能。为提高人体日常动作行为识别的准确性,文献[32]首先将可穿戴传感器所采集到的信号作为深度神经网络的输入,对人体动作行为进行识别,然后使用LSTM算法,基于所收集的传感器数据判断是否终止了某个行为动作。

整体上,上述这些研究主要集中在基于人体运动状态数据(如行走、跑步和摔倒等)的行为分类识别,

基本没有涉及更深层次的行为认知研究。

2 基于机器视觉的行为识别

人体行为识别是机器视觉领域的一个热门方向,基于视频的行为识别在视频监控、人机交互以及人类活动行为分析方面存在广阔的应用前景,是近年的研究热点之一。视觉设备采集数据根据数据类型可划分为RGB图像、2D深度图、3D骨架3种,其中基于机器视觉的行为识别就是利用图像或者视频流检测人体的行为活动,以图像处理技术为核心,按帧加工处理,对视频序列中人体动作行为进行描述和识别。鉴于人的日常行为多样、存在一定的规律性但又会随着时间而变化,有研究指出:传感器部署在近十年内迅速增长,上下文感知计算在成功理解传感器数据,结合实际情景和上下文信息能更好地对用户日常行为和行为模式进行理解与挖掘^[33]。

利用摄像机拍摄进行的行为检测,通常是针对特定的任务而设计。针对一般情况下的人体行为检测,文献[34]利用RGBD视频信息,提出基于骨架信息熵的人体行为检测算法,该算法利用RGBD摄像机获取人体骨架信息,对人体骨架信息熵进行分析,然后运用视频信息熵的变化情况达到检测人体行为的目标。为确保动态视频中的人体行为识别的稳定性,文献[35]研究了基于深度学习网络的视频人体行为检测方法。此方法通过所设计的Steady Flow稳定算法和自适应平滑算法去除视频的动态干扰,运用基于特征分布的人体行为识别算法实现了人体行为特征变换。针对视频监控中的特定行为检测问题,文献[36]提出了基于T-TINY-YOLO网络模型的行为检测算法。该算法从监测场景出发,对特定目标行为进行分类,通过YOLO网络对特定行为数据进行训练,实现端到端的行为分类,进而实现针对特定应用场景的行为检测。

文献[37]采用时空网络和多流网络的行为识别,开发出一种新的3D-CNNs动作识别模型,该模型利用3D-CNNs捕获编码在多个相邻帧中的详细运动信息,从输入端生成多个信息通道,并提取到能表示所有通道信息的行为特征。为解决弱监督学习中的人体行为动作识别问题,文献[38]提出了一种基于神经网络的人体行为动作识别模型,利用网络的片段选择层将输入的动作候选片段与视频标签进行链接,将视频中的损失函数动态迁移到候选片段中,该方法通过动态调整神经网络的参数,进而定位视频中的人体行为动作。文献[39]将光流作为运动信息附加到输入通道,构建了一个双层网络体系结构,其对比实验结果表明:该文献所提出的算法在人体动作识别率的准确性方面明显优于所比较的其他几种算法。

文献[40]在讨论分析几种用于视频分析的时空卷积对人体动作行为识别的影响的基础上,通过深度

学习框架证实了 3-D 卷积神经网络比 2-D 卷积神经网络人体动作行为识别的准确性更高, 将 3D 卷积卡尔曼滤波器分解为单独工作空间, 进而提出了一种 3D 卷积的替代方案, 将 3D 卷积表示为 2D 卷积和 1D 卷积, 从而将空间和时间建模分解为两个单独的步骤。

文献[41]通过分析梯度空间分布 (SDG) 获取平均能量图 (AEIs), 给出了一种人类行为识别框架。此框架中, 通过计算不同子集的 SDG 和像素变化方向描述 AEIs, 通过 R 变换计算人体活动的时间内容, 通过 AEIs 和 R 变换融合人体活动与时间, 进而形成新的特征映射模型; 使用时空表征来描述视频序列中的动作, 用于正常/异常的人类动作识别。其在公开数据集 Weizmann, KTH 和 Ballet 上的测试结果表明, 其识别性能表现优越。

针对单一特征描述符在描述视频空间信息的不足, 文献[42]提出了基于融合特征的改进局部聚合向量 (VLAD) 编码方法, 将位置信息映射到特征空间中, 进行融合编码得到表示向量, 形成了基于融合特征的改进局部聚合描述子向量编码的行为识别方法, 提高了识别的准确率。文献[43]提出了一种利用视频序列中人体轮廓梯度和方向的空间边缘分布模型的人类行为活动识别方法。该方法定义了一个以物体的形状和运动方向为基线特征的行为识别框架, 利用梯度的空间边缘分布和基于纹理的分割技术提取二值轮廓。文献[44]提出了一种混合技术描述用户行为活动, 通过构建包含全局和局部变量且被赋予鲁棒特征向量的框架, 增强了动作识别区分性描述, 通过构建 AEIs 降低生成特征向量的时间复杂度。

双流或多流网络^[45-47]将每条流的特征集中于一个较小的区域, 如身体某个部位或关节。为了保留动作识别能力并改进细粒度动作识别效果, 文献[45]讨论了视频中一般以及细粒度人体行为动作识别问题, 采用 6 个流跟随相关的身体部位, 利用 CNN 处理图像补丁, 通过编码降低池特征, 生成人类行为描述符。对于未知视图的人体动作识别, 文献[46]提出了一个深度视角的人体动作识别框架, 该框架利用结构相似性矩阵评价人体姿态模型; 其融合了运动流特征和姿态流特征的双流网络, 根据 3 种不同类型(即最大值、平均值和乘法)的融合技术, 分别对运动流和姿态流特征分数进行最终预测。文献[47]将关联点作为关键点, 基于视频中动作变化的相对时间提取每一帧的关联热图, 通过聚合关联热图获得高维运动特征, 利用 CNN 对动作特征进行分类。

上述方法通过将人为辅助获得的特征作为输入而提高学习效果, 能够跟踪人体的显著(运动)区域, 利用时空动态特性来提高算法的动态性能, 减缓过拟合问题^[48]。文献[49]将背景减肥与帧差法相结合, 提出了基于视觉传感器的人体行为检测系统。该系统通过实验选择人体形状特征作为行为识别指标, 对形状

特性细分进而提高人体行为识别与分类的准确度。

在人脑视觉感知机理的启发下, 文献[50]提出了在深度学习框架下融合时间和空间双网络流的注意力模型行为识别算法, 该算法采用 Lucas-Kanade 估计算法对视频中的人体运动行为的光流特征进行逐帧提取, 摒弃视频序列无关信息帧, 减少了运算量。遗憾的是该方法忽略了情景信息, 会出现动作相似性高的误判行为类别的问题。

针对人类动作识别算法特征提取识别率低等问题, 文献[51]提出了基于批归一化变化和 GoogLeNet 网络模型的网络架构。该架构利用批归一化思想对人类动作识别算法进行改进, 实现视频动作网络输入的归一化处理。对比实验结果表明: 所提出的改进网络架构在动作识别准确率上有所提高。考虑到在人体动作行为过程中, 传感器所捕捉的数据是离散的, 为了分析行为动作的连续性, 文献[52]提出了基于函数数据分析的行为识别算法, 该算法将传感器采集到的人体周期行为数据进行函数化处理, 利用支持向量机对用户行为进行分类识别, 进而描述人体动作行为的连续与周期特性。

事实上, 多流卷积神经网络虽然能获取视频局部空间和时间特征一阶统计信息, 但它不能充分建模空间和时间特征分布。为此, 文献[53]提出了基于二阶聚合算法的视频信息融合方法, 该方法通过建立二阶聚合双流模型得到视频局部特征二阶统计信息, 将二阶统计信息与一阶统计信息相融合形成多阶统计信息, 进而获得了基于多阶信息融合的行为识别方法。针对服务机器人中的用户隐私行为与保护问题, 文献[54]提出了基于图像语义的用户隐私行为识别与保护算法, 该算法通过融合注意力模型、Inception-v3 和 LSTM 获得了基于图像语义的服务机器人视觉隐私行为识别与保护算法, 随后在公开数据集 MITScene-67 上进行测试与训练, 测试结果表明该算法具有良好的鲁棒性与用户隐私行为保护性能。

上述基于机器视觉的人体行为识别方法, 所用的视觉数据具有直观性、获取方式简单等特点。虽然可识别较多行为类别, 但是需要处理的数据量巨大, 存在隐私泄露和环境忍耐性差, 识别过程易受背景、视角、光线变化和距离变化等因素干扰。基于视觉的人体行为特征关联分析、关键帧关联关系等更深入的行为理解和认知研究还需要继续探讨。

3 基于环境传感器数据的行为识别

基于环境传感器的行为识别方法依托于智能家居建设。在家庭中布置一系列监测环境变化的传感器进而识别人体行为, 具有高度隐私性、低干扰性和智能化的特点, 能够实现许多辅助应用。

在智能家居中部署基于环境传感器的用户行为

检测系统,通常是基于用户行为与技术之间的协作,其中人体行为识别的技术为智能家居决策系统提供支撑。人体行为识别方法需动态分割传感器数据流,以便后续用户行为的特征提取及识别,鉴于此,文献[55]提出了一种新的变更点检测(CPD)算法对传感器数据流进行动态分割,3个公开数据集的测试结果表明:所提方法能有效动态分割用户行为。为顺利分割环境传感器所采集到的用户行为数据,对用户行为数据进行识别及监测,文献[56]提出了一种可针对变化点进行检测的活动分割模型,该模型将环境传感器所采集到的数据划分为非重叠用户行为数据,从而提高了用户行为识别的性能。

针对不同年龄段的人类行为活动识别问题,文献[57]研究了基于人类行为活动习惯信息的行为识别算法,该算法通过对对象传感器和环境传感器收集用户日常行为数据,使用傅里叶级数表达日常行为活动。活动的持续时间和顺序分别由谐波的相位和幅度表示,然后通过无监督的聚类方法挖掘行为信息,根据不同活动类型群集的方差解释了数据的变异性,获得了年轻人和老年人行为习惯的相异性模型。根据行为相异性搭建智能家居系统有助于改善用户体验和拓宽智能家居的应用前景。

为帮助老年人顺利开展日常生活,确保其独立生活的安全性,文献[58]从用户需求角度出发,提出了一种能有效保护用户隐私行为的实际辅助生活系统,开发了一种低成本、非入侵以及非污名化的腕带传感检测系统,以实现佩戴者日常生活活动(ADL)的行为识别以及分类。辅助生活系统能实现用户活动行为识别、分类以及安全预警等功能,能够帮助支持独居老人的日常行为活动。这种基于非穿戴式无线局域网设备的生活辅助系统,能解放使用者佩戴传感器的束缚。文献[59]利用环境传感器采集人体行为活动信息,采用路径趋势分析方法对独居老人的活动进行识别,并在 Aruba 开放数据集中验证了方法的有效性。文献[60]提出了利用人体运动行为所导致的无线信号波动对用户行为活动进行识别分类,它采用主成分分析方法对信道状态信息流进行分析,利用决策森林对用户行为活动进行分类,该系统对噪声具有良好的适应性和鲁棒性。

在儿童活动的行为识别中,为避免摄像机、加速计、RFID 设备或可穿戴传感器等可能干扰儿童自然行为的问题,文献[61]提出了基于环境声音数据的儿童活动分类识别方法。此方法的传感器不一定必须由执行活动的个人携带,而是可以位于不干扰所执行活动的附近位置。该方法首先构建了基于深度人工神经网络(ANN)体系结构的儿童活动行为分类算法,并将提取的环境声音信号特征作为分类算法的输入。然后,在无环境噪声的环境中,利用环境声音生成儿童

活动识别模型,并分析儿童单独行动的活动。最后,从分析的数据集中提取34个特征集,用于生成模型。该模型只适用于在几乎没有或没有外部噪声的环境中执行的活动,并且只有一个人(儿童)进行活动,并不适用于具有大量外部噪音或多个人(儿童)同时互动的环境进行分析。

基于传感器所采集的二进制数据,文献[62]提出了基于局部随机敏感自动编码的径向基神经网络活动识别方法。该算法通过最小训练误差和随机敏感性度量增强泛化性能,利用自动编码器提取更多的隐藏信息量,以提高分类器的鲁棒性。此方法虽然在二值化的家庭活动数据集中表现良好,但是它无法处理动态非结构化家庭环境中多源异构传感数据。文献[63]同时考虑了来自视频、可穿戴惯性传感器和环境传感器的数据,以家庭环境为中心,提出了一种基于深度学习的行为识别框架。该框架提供基于视频、惯性传感器和智能家居环境传感器的多模式活动识别相互融合策略,针对 RGB 帧、深度图像和光流进行基于二维 CNN 模块的特征提取,并用 LSTM 层对时间建模。

确保独居老人日常生活健康以及安全是全社会日益关注的问题之一。近年来由于独居老人增加,用于维持其健康生活的行为识别以及紧急情况预警的日常生活活动(ADL)监测系统受到人们的青睐。老年痴呆症(ED)在 ADL 中的很多行为会使人感到困惑,这些情况使得患有 ED 的老年人时刻处于危险情况。为支持患有 ED 的老年人独立生活,文献[64]提出了一种目标强化框架。该框架运用环境传感器构建以情境为中心的行为识别系统,利用先前观察到的活动模式,基于 LSTM 方法判断用户的行为意图,构建智能家居环境中的活动路径,支撑患有早期痴呆的老年人决策。文献[65]开发了基于环境传感器的日常生活活动系统,该系统利用不同类型环境传感器数据表示活动状态,采用基于深度学习框架的序列到序列模型识别不同传感器所采集到的复杂 ADL 信息。对比实验表明所提出的基于深度学习框架的复杂活动行为识别方法在多个指标上具有明显优势。文献[66]认为以家庭为基础的环境信息地图是值得关注的点,因此,他们运用系统工程方法构建了一个系统,让机器人可以获取物体的信息,甚至可以为一个未知的环境创建家具布局图,通过考虑用户或个人对智能空间的偏好来改进基于家庭机器人的服务,通过家庭机器人的辅助功能来实现人类在家中的日常活动。此研究没有对象的初始化框架,必须在设定映射关系后执行即时定位与地图构建(SLAM)和目标识别程序,才能生成用于行为识别的环境数据库。

整体而言,当前基于环境传感器数据的行为识别手段,不涉及视觉隐私问题、不影响人的舒适度,数据量小。但是,当存在多人活动时,难以区分行为触

发对象,从而引起数据混乱,影响行为识别准确性。

4 异常行为识别与预测

据世界卫生组织数据统计,全球 60 岁以上的人口增长速度明显快于其他年龄组,全球老龄化程度增加。老年人感染非传染性疾病的风险高于其余年龄组人员。针对老年人异常行为活动识别问题,有学者运用认知神经科学研究人员提供的一种混合动力技术,提出了基于异常行为轻度认知障碍(MCI)识别方法^[67],该识别方法在细粒度级别下运用监督学习和符号推理监测患者的异常行为,能发现轻度认知损伤早期症状所呈现出的异常活动行为规律,并将其传递到医疗中心。

为早期发现老年人认知障碍,文献[68]将机器学习技术与数据挖掘方法相结合,提出了基于知识和数据挖掘技术的混合行为分析系统。此研究运用神经科学研究人员在老年人认知行为方面的经验,结合病人家中安装的非侵入式传感器数据,设计了长短期异常行为监测与识别的医学指导模型,通过对细粒度的统计数据进行采集研究,对长期异常行为识别做了有益的尝试。文献[69]通过传感器采集老年人日常活动信息,使用任务模型规范对用户的日常行为进行建模。首先通过上下文管理器进行在线行为识别,并以检测行为作为个性化知识库,检测用户生活中的相关上下文事件,然后基于 Mamdani 模糊规则组件预测每个异常行为的异常水平与干预等级,最后结合上下文多臂 Bandit 识别异常行为。

随着 5G 网络的快速发展,智能城市建设不断加快,视频设备的使用也日益广泛。针对视频监控中群体异常行为识别与分析,文献[70]提出了基于光流方法和 KNCN 的分类识别算法。文献[71]基于递归神经网络提出一种基于 Spearman 相关系数的异常行为识别方法。文献[72]设计了一种基于时空域特征融合的行为识别算法,该算法利用时空背景细节对捕获的视频卷进行异常检测和定位,在时域上通过变化的空间序列来表征人体运动特征,联合空间特征对人体运动行为进行识别分类。文献[73]通过运动传感器、执行器以及监控系统获得老年人的运动行为,利用深度置信网络来监测老年人日常活动中可能存在的安全隐患,其仿真效果较好,但是作者没有进行实际测试,而且其仿真系统并没有考虑实际环境中传感器数据误差带来的影响,也没有考虑日常活动的一些随机特性。

最近,让机器人主动发现和完成较复杂服务任务引起了一些学者的关注并做了一些有益的工作^[74],但对于异常行为识别后的干预机制或者变成一种引导服务的研究还不够,特别是长时间的异常行为模式的识别。文献[66]运用所构建的环境信息地图,通过用户或个人对智能空间的偏好来改进家庭机器人服务,

创建了基于家庭环境的信息地图,以帮助用户完成日常行为活动。文献[64]运用所构建的以情境为中心的系统识别用户意图,引导患有早期痴呆的老年人完成任务序列。

群体异常行为的识别与定位是人工智能领域的一个研究重点,而公共场所异常行为捕获和群体事件快速预测是行为识别和处理的难点。文献[75]提出了能对群体异常行为识别、分析及预测的群体识别算法,该算法有助于防范异常事件,快速捕捉群体事件的异常源点,积极发挥群体事件的决策作用。针对敏感区域异常行为检测问题,文献[76]提出了基于加权"欧几里得的距离行为分析方法,该方法通过归一化处理对人体异常行为进行分类,建立异常行为特征库,为人体异常行为检测提供依据。针对客运站的异常行为定义与识别问题,文献[77]通过摄像机、夜视仪以及红外音视频传感器收集人类运动行为,形成多信息融合的行为识别体系架构,建立无监督的行为识别模型来计算用户行为概率,获得群体复杂行为识别结果。文献[78]针对复杂背景和遮挡导致人群异常行为检测性能低的问题,设计了基于多分支生成器和区域鉴别器的嵌入式多尺度生成式对抗网络(GAN)模块以生成人群密度图,然后采用合成光流特征描述子获取人群运动轨迹,提高了预测图像的局部相关性和多尺度特征提取能力,实现真实复杂场景下人群计数与异常行为检测。关于异常行为检测、识别等的最新进展,文献[79-80]做了较好的综述,在此不再赘述。

整体而言,复杂异常行为识别与处理机制是一项具有挑战性的工作,如何利用上下文感知方法、深度学习和健康行为知识对异常行为准确识别与预测是值得深入研究的内容。

5 结语

学术界在基于穿戴式传感器的行为识别、基于机器视觉的行为识别和基于环境传感器的行为识别等方面有了较多研究,但是实现全面建模用户行为,单类传感方式的感知是不够的。国内外关于服务机器人行为感知到认知方面的研究仍处于初步阶段,能够对用户进行行为理解并提供主动服务的家庭服务机器人产品更是少之又少。未来的服务机器人应该具备类人认知的能力,包括针对人类行为的识别、理解以及主动关怀。而在动态非结构化家庭环境中,多模态数据维度的不可枚举性和易变性是固有属性。准确融合复杂环境中的上下文信息对识别和深入理解行为具有决定性作用。因此,通过多模态数据驱动的复杂环境中上下文信息的融合,揭示空间信息的语义结构信息是关键。

此外,时序数据下的行为认知前提是:深入分析多模态时序数据的行为一致性与差异性,克服行为捕

捉和分析存在的迟滞性。因此,解决时序数据的多流特征并行、高效融合问题能够提高多模态数据驱动的行为认知水平。最后,借鉴从外界刺激到感知思维、形象思维和抽象思维的人类思维层次模型,使用物联网技术、移动机器人技术和传感器数据融合技术对用户的生活习惯、运动模式、作息规律等多方位行为感知,才能让服务机器人实现用户行为意图深度发掘、行为干预和机器人的主动服务,从而为基于机器人的智能养老产品的研发奠定理论与技术基础。

参考文献:

- [1] 赵雅婷, 赵韩, 梁昌勇, 等. 养老服务机器人现状及其发展建议[J]. 机械工程学报, 2019, 55(23): 13-24.
ZHAO Y T, ZHAO H, LIANG C Y, et al. Current Situation and Development Suggestions of Old-age Service Robot[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(23): 13-24.
- [2] 睢党臣, 刘星辰. 人工智能居家养老的适用性问题探析[J]. 西安财经大学学报, 2020, 33(3): 27-36.
SUI D C, LIU X C. The Problem and Paths of Home Pension Based on Artificial Intelligence Technology[J]. Journal of University of Finance and Economics, 2020, 33(3): 27-36.
- [3] 侯玉梅, 傅勤, 高秋焯, 等. 医养结合型智慧居家养老服务平台设计[J]. 包装工程, 2020, 41(6): 94-103.
HOU Y M, FU K, GAO Q Y, et al. Smart Medical-integrated Home-based Care Service Platform Design[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(6): 94-103.
- [4] 科学技术部. 科技部关于发布科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目 2020 年度项目申报指南的通知[EB/OL]. (2020-03-27)[2020-03-28]. https://service.most.gov.cn/kjjh_tztg_all/20200327/3275.html.
Ministry of Science and Technology. Ministry of Science and Technology of the People's Republic of China Circular on Issuing the 2020 Annual Project Application Guidelines for Science and Technology Innovation 2030: "New Generation of Artificial Intelligence" Major Projects[EB/OL]. (2020-03-27)[2020-03-28]. https://service.most.gov.cn/kjjh_tztg_all/20200327/3275.html.
- [5] Kostavelis I, Vasileiadis M, Skartados E, et al. Understanding of Human Behavior with a Robotic Agent Through Daily Activity Analysis[J]. International Journal of Social Robotics, 2019, 11(3): 437-462.
- [6] Mcginn C. Why Do Robots Need a Head? The Role of Social Interfaces on Service Robots[J]. International Journal of Social Robotics, 2020, 12(1): 281-295.
- [7] Muthugala M A V J, Jayasekara A G B P. A Review of Service Robots Coping with Uncertain Information in Natural Language Instructions[J]. IEEE Access, 2018(6): 12913-12928.
- [8] Wan S, Gu Z, Ni Q. Cognitive Computing and Wireless Communications on the Edge for Healthcare Service Robots[J]. Computer Communications, 2020(149): 99-106.
- [9] Nyan M N, Tay F, Seah K, et al. Classification of Gait Patterns in the Time-frequency Domain[J]. Journal of Biomechanics, 2006, 39(14): 2647-2656.
- [10] Zhang H, Guo Y, Zanotto D. Accurate Ambulatory Gait Analysis in Walking and Running Using Machine Learning Models[J]. IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering, 2020, 28(1): 191-202.
- [11] Xia K, Wang H, Xu M, et al. Racquet Sports Recognition Using a Hybrid Clustering Model Learned from Integrated Wearable Sensor[J]. Sensors, 2020, 20(6): 1638.
- [12] Yi W, Sarkar O, Mathavan S, et al. Wearable Sensor Data Fusion for Remote Health Assessment and Fall Detection[C]. Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2014(1): 303-307.
- [13] Jain A, Kanhangad V. Human Activity Classification in Smartphones Using Accelerometer and Gyroscope Sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 18(3): 1169-1177.
- [14] Lu W, Fan F, Chu J, et al. Wearable Computing for Internet of Things: a Discriminant Approach for Human Activity Recognition[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 6(2): 2749-2759.
- [15] UDDIN M Z, SOYLU A. Human Activity Recognition Using Wearable Sensors, Discriminant Analysis, and Long Short-term Memory-based Neural Structured Learning[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 16455.
- [16] 宿通通, 孙华志, 马春梅, 等. 基于循环神经网络的人体行为识别[J]. 天津师范大学学报(自然科学版), 2018, 38(6): 58-62.
Su T T, Sun H Z, Ma C M, et al. Human Behavior Recognition Based on Cyclic Neural Network[J]. Journal of Tianjin Normal University (Natural Science Edition), 2018, 38(6): 58-62.
- [17] Buffelli D, Vandin F. Attention-Based Deep Learning Framework for Human Activity Recognition with User Adaptation[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(12): 13474-13483.
- [18] Hamad R A, Kimura M, Yang L, et al. Dilated Causal Convolution with Multi-head Self Attention for Sensor Human Activity Recognition[J]. Neural Computing and Applications, 2021(1): 1-18.
- [19] Jain A, Kanhangad V. Human Activity Classification in Smartphones Using Accelerometer and Gyroscope Sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 18(3): 1169-1177.
- [20] Liu R, Wang Z, Shi X, et al. Table Tennis Stroke Recognition Based on Body Sensor Network[C]. 12th International Conference on Internet and Distributed Computing Systems, 2019(1): 1-10.
- [21] Noor M H M, Salcic Z, Wang K I. Adaptive Sliding Window Segmentation for Physical Activity Recognition Using a Single Tri-axial Accelerometer[J]. Pervasive And Mobile Computing, 2017, 38(1): 41-59.
- [22] Ul Alam M A, Roy N, Gangopadhyay A, et al. A Smart

- Segmentation Technique Towards Improved Infrequent Non-speech Gestural Activity Recognition Model[J]. *Pervasive And Mobile Computing*, 2017(34): 25-45.
- [23] Bianchi V, Bassoli M, Lombardo G, et al. IoT Wearable Sensor and Deep Learning: an Integrated Approach for Personalized Human Activity Recognition in a Smart Home Environment[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 8553-8562.
- [24] 邓诗卓, 王波涛, 杨传贵, 等. CNN 多位置穿戴式传感器人体活动识别[J]. *软件学报*, 2019, 30(3): 718-737.
- Deng S Z, Wang B T, Yang C G, et al. Convolutional Neural Networks for Human Activity Recognition Using Multi-location Wearable Sensors[J]. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2019, 30(3): 718-737.
- [25] T Huynh The, C H Hua, N A Tu, et al. Physical Activity Recognition With Statistical-Deep Fusion Model Using Multiple Sensory Data for Smart Health[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 8(3): 1533-1543.
- [26] Tufek N, Yalcin M, Altintas M, et al. Human Action Recognition Using Deep Learning Methods on Limited Sensory Data[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(6): 3101-3112.
- [27] Robertas D, Mindaugas V, Justas S, et al. Human Activity Recognition in AAL Environments Using Random Projections[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2016(1): 4073584.
- [28] Wang Z, Zhao C, Qiu S, et al. A System of Human Vital Signs Monitoring and Activity Recognition Based on Body Sensor Network[J]. *Sensor Review*, 2014, 34(1): 42-50.
- [29] Santoso F, Redmond S J. Indoor Location-aware Medical Systems for Smart Home-care and Tele-health Monitoring: State-of-the-art[J]. *Physiological Measurement*, 2015, 36(10): 53-87.
- [30] Qiu S, Wang Z, Zhao H, et al. Using Body-Worn Sensors for Preliminary Rehabilitation Assessment in Stroke Victims with Gait Impairment[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 31249-31258.
- [31] 宋欣瑞, 张宪琦, 张展, 等. 多传感器数据融合的复杂人体活动识别[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2020, 60(10): 814-821.
- SONG X R, ZHANG X Q, ZHANG Z, et al. Multi-sensor Data Fusion for Complex Human Activity Recognition[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2020, 60(10): 814-821.
- [32] 范长军, 高飞. 基于可穿戴传感器的普适化人体活动识别[J]. *传感技术学报*, 2018, 31(7): 1124-1131.
- FAN C J, GAO F. Human Daily Activity Recognition Based on Wearable Sensors[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(7): 1124-1131.
- [33] Sezer O B, Dogdu E, Ozbayoglu A M. Context-aware Computing, Learning, and Big Data in Internet of Things: a Survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 5(1): 1-27.
- [34] Bian Z, Xu T, Chang S, et al. Human Abnormal Behavior Detection Based on RGBD Video's Skeleton Information Entropy[J]. 2015(386): 715-723.
- [35] 孙睿. 基于特征与深度学习的行为识别研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2019.
- Sun R. Research on Behavior Recognition Based on Feature and Deep Learning[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2019.
- [36] Ji H X, Zeng X L, Li H G, et al. Human Abnormal Behavior Detection Method Based on T-TINY-YOLO[C]. *ICMIP 2020: 2020 5th International Conference on Multimedia and Image Processing*, 2020.
- [37] Ji S, Xu W, Yang M, et al. 3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 35(1): 221-231.
- [38] 苏秋斌. 基于深度学习的多源用户行为分析关键技术研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- Su Q B. Research on Key Technologies of Multi-Source User Behavior Analysis Based on Deep Learning[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018.
- [39] Herath S, Harandi M, Porikli F. Going Deeper into Action Recognition: a Survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2017(60): 4-21.
- [40] Tran D, Wang H, Torresani L, et al. A Closer Look at Spatiotemporal Convolutions for Action Recognition[C]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.
- [41] Vishwakarma D K, Singh K. Human Activity Recognition Based on Spatial Distribution of Gradients at Sub-levels of Average Energy Silhouette Images[J]. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2016, 9(4): 316-327.
- [42] 罗会兰, 王婵娟. 行为识别中一种基于融合特征的改进 VLAD 编码方法[J]. *电子学报*, 2019, 47(1): 49-58.
- LUO H L, WANG C J. An Improved VLAD Coding Method Based on Fusion Feature in Action Recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(1): 49-58.
- [43] Vishwakarma D K, Kapoor R, Dhiman A. Unified Framework for Human Activity Recognition: an Approach Using Spatial Edge Distribution and R-transform[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2016, 70(3): 341-353.
- [44] Kumar V D, Chhavi D. A Unified Model for Human Activity Recognition Using Spatial Distribution of Gradients and Difference of Gaussian Dernel[J]. *Visual Computer*, 2018, 35(6):1-19.
- [45] Ma M, Marturi N, Li Y, et al. Region-sequence Based Six-stream CNN Features for General and Fine-grained Human Action Recognition in Videos[J]. *Pattern Recognition*, 2018(76): 506-521.
- [46] Dhiman C, Vishwakarma D K. View-Invariant Deep Architecture for Human Action Recognition Using Two-Stream Motion and Shape Temporal Dynamics[J].

- IEEE Transactions on Image Processing, 2020(29): 3835-3844.
- [47] Choutas V, Weinzaepfel P, Revaud J, et al. PoTion: Pose MoTion Representation for Action Recognition[J]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018(1): 7024-7033.
- [48] Ma C, Chen M, Kira Z, et al. TS-LSTM and Temporal-inception: Exploiting Spatiotemporal Dynamics for Activity Recognition[J]. Signal Processing: Image Communication. 2019(71): 76-87.
- [49] Bao H, Shi Y, Bo X. Video Based Abnormal Behavior Detection[D]. ACM: Morgan & Claypool Publishers, 2011.
- [50] 刘天亮, 谯庆伟, 万俊伟, 等. 融合空间—时间双网络流和视觉注意的人体行为识别[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(10): 2395-2402.
LIU T L, QIAO Q W, WAN J W, et al. Human Action Recognition via Spatio-temporal Dual Network Flow and Visual Attention Fusion[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(10): 2395-2402.
- [51] 陈胜娣, 魏维, 何冰倩, 等. 基于改进的深度卷积神经网络的人体动作识别方法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(3): 945-949.
Chen S D, Wei W, He B Q, et al. Human Motion Recognition Method Based on Improved Deep Convolution Neural Network[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(3): 945-949.
- [52] 苏本跃, 蒋京, 汤庆丰, 等. 基于函数型数据分析方法的人体动态行为识别[J]. 自动化学报, 2017, 43(5): 866-876.
Su B Y, Jiang J, Tang Q F, et al. Human Dynamic Behavior Recognition Based on Functional Data Analysis Method[J]. Journal of Automation, 2017, 43(5): 866-876.
- [53] 张冰冰, 葛疏雨, 王旗龙, 等. 基于多阶信息融合的行为识别方法研究[J]. 自动化学报, 2021, 47(3): 609-619.
ZHANG B B, Ge S Y, WANG Q L, et al. Multi-order Information Fusion Method for Human Action Recognition[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(3): 609-619.
- [54] 李中益, 杨观赐, 李杨, 等. 基于图像语义的服务机器人视觉隐私行为识别与保护系统[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(10): 1679-1687.
LI Z Y, YANG G C, LI Y, et al. Visual Privacy Behavior Recognition and Protection System Based on Image Semantics for Social Robot[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(10): 1679-1687.
- [55] Bermejo U, Almeida A, Bilbao A, et al. Embedding-based Real-time Change Point Detection with Application to Activity Segmentation in Smart Home Time Series Data[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 185(2): 115641.
- [56] Aminikhanghahi S, Cook D J. Enhancing Activity Recognition Using CPD-based Activity Segmentation[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2019(53): 75-89.
- [57] Lee J, Melo N. Habit Representation Based on Activity Recognition[J]. Sensors, 2020, 20(7): 1928.
- [58] Chembumroong S, Shuang C, Atkins A, et al. Elderly Activities Recognition and Classification for Applications in Assisted Living[J]. Expert Systems with Applications an International Journal, 2013, 40(5): 1662-1674.
- [59] Yatbaz H Y, Eraslan S, Yesilada Y, et al. Activity Recognition Using Binary Sensors for Elderly People Living Alone: Scanpath Trend Analysis Approach[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(17): 7575-7582.
- [60] Li F, Mohammed A Q, Zhang Y, et al. A Robust and Device-Free System for the Recognition and Classification of Elderly Activities[J]. Sensors, 2016, 16(12): 2043.
- [61] A García Domínguez, Galvan Tejada C E, Zanella Calzada L A, et al. Deep Artificial Neural Network Based on Environmental Sound Data for the Generation of a Children Activity Classification Model[J]. PeerJ Computer Science, 2020, 6(1): 308.
- [62] Ng W W, Xu S, Wang T, et al. Radial Basis Function Neural Network with Localized Stochastic-Sensitive Autoencoder for Home-Based Activity Recognition[J]. Sensors, 2020, 20(5): 1479.
- [63] Ranieri C M, Macleod S, Dragone M, et al. Activity Recognition for Ambient Assisted Living with Videos, Inertial Units and Ambient Sensors[J]. Sensors, 2021, 21(3): 768.
- [64] Oyeleke R O, Chang C K, Margrett J. Situation-centered Goal Reinforcement of Activities of Daily Living in Smart Home Environments[J]. Expert Systems, 2020, 37(1): 12487.
- [65] Zhu H, Chen H, Brown R. A Sequence-to-sequence Model-based Deep Learning Approach for Recognizing Activity of Daily Living for Senior Care[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2018(84): 148-158.
- [66] Mohd N N S, Mizukawa M. Robotic Services at Home: an Initialization System Based on Robots' Information and User Preferences in Unknown Environments[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2014, 11(7): 112.
- [67] Riboni D, Bettini C, Civitarese G, et al. Fine-grained Recognition of Abnormal Behaviors for Early Detection of Mild Cognitive Impairment[C]. 2015 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, 2015(1): 149-154.
- [68] Riboni D, Civitarese G, Bettini C. Analysis of Long-term Abnormal Behaviors for Early Detection of Cognitive Decline[C]. 2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops, 2016.
- [69] Parvin P, Chessa S, Kaptein M, et al. Personalized Real-time Anomaly Detection and Health Feedback for Older Adults[J]. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2019, 11(5): 453-469.