

文章编号: 2095-2163(2019)05-0312-08

中图分类号: P315.69

文献标志码: A

基于随机森林和行为相似性的老人居家行为识别方法

潘宇欣¹, 郑彬², 张龙³, 于鹏飞³, 徐汉川¹

(1 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001; 2 山东大学, 济南 250100;

3 山东蚁动网络科技有限公司, 济南 250100)

摘要: 在居家养老服务中, 如何获取老人居家活动, 是精确主动为老人提供居家服务的关键问题。本文以居家养老服务为研究背景, 首先分析了居家养老服务中活动的类别, 以及各类活动所包含的行为。然后建立了老人居家行为识别问题模型, 阐述了使用情境感知技术来获取老人行为的解决思路, 进而提出了基于随机森林和行为相似性的两层行为识别算法。最后通过大量实验验证了算法的正确性与性能。本文提出的行为识别算法能够准确识别老人行为, 其准确率可达到95.59%, 效果优于同类其它方法。

关键词: 居家养老服务; 情境感知; 行为识别; 随机森林; 行为相似性

Home behavior recognition method for the elderly based on Random Forest and behavioral similarity

PAN Yuxin¹, ZHENG Bin², ZHANG Long³, YU Pengfei³, XU Hanchuan¹

(1 School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2 Shandong University, Jinan 250100, China; 3 Shandong Yidong Network Technology Co., Ltd., Jinan 250100, China)

[Abstract] In home-based care service, how to precisely obtain behaviors of the elderly is a key issue to provide high-quality home services for them. Thus, this paper studies the types of activities in home-based care service and the relationship between activities and behaviors. Afterwards, the paper proposes a model of behavior recognition for the elderly at home and decides to use context-aware techniques to obtain the behavior of the elderly. Then, a two-layer behavior recognition algorithm based on Random Forest and behavioral similarity is proposed. Finally, the paper conducts a series of experiments to show the correctness and performance of the algorithm. The proposed algorithm for elderly people in this paper can accurately identify the behavior, and the accuracy rate is over 95.59%, which is better than other methods.

[Key words] home-based care service; context awareness; behavior recognition; Random Forest; behavioral similarity

0 引言

全球面临着人口老龄化问题,空巢老人群体逐渐增多,养老问题日益严重,中国政府大力发展养老服务产业,其中居家养老的发展能够有效地解决老人的大多不便和困难,并有效缓解社会养老机构不足的问题。物联网技术和云计算技术的结合,能够更精准地感知老人的需求,以提供更优质快捷的服务。老人群体中的显式需求易于获得,隐式需求则需要利用物联网中的情境感知技术。一般来讲,情境感知计算包含4个基本步骤,分别是:情境获取、情境建模、情境推理和情境分发。其中,情境获取过程处于整个情境感知的最初阶段,其准确度影响后续过程,是十分重要的一环。通过各类传感器

可以获得大部分情境信息,但仍然不足以完全支持对老人行为的准确识别。

行为信息获取中的一项重要支撑技术是对人体行为的感知识别技术,从而使其能根据老人的行为来提供服务。行为识别可以被视为模式识别的一个热门分支。传统的模式识别方法已经取得了巨大成就,采用机器学习算法对人类行为进行分类预测,例如决策树、支持向量机、朴素贝叶斯、隐马尔可夫模型等^[1-2]。但是现有研究中仍然存在问题:大部分研究没有关注行为存在的多样性与相似性的特点。很明显,因为每个用户都是个性化的,不同用户在做相同行为时是不同的,同一用户的同种行为由于受到诸如压力、疲劳程度、情感状态、环境因素等在内的一些因素影响,也会有差别,表现出多样性。但同

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFB1402901)。

作者简介: 潘宇欣(1993-),女,硕士研究生,主要研究方向:服务计算、物联网;郑彬(1982-),男,硕士,助教,主要研究方向:计算机软件与理论;张龙(1982-),男,学士,助理工程师,主要研究方向:物联网技术;于鹏飞(1991-),男,硕士,助理工程师,主要研究方向:大数据分析技术;徐汉川(1976-),男,博士,讲师,主要研究方向:服务计算、软件工程。

收稿日期: 2019-07-08

时多个行为间又具有相似性,容易混淆。而这些是影响识别准确率的重要因素。

因此,本文以居家养老服务为背景,针对现有技术的不足,提出一种基于随机森林和行为相似性的两层老人居家行为识别算法,实现老人居家行为信息的准确获取。对此拟做研究论述如下。

1 相关工作

解决老年人的日常安全与看护问题,是行为识别研究的一个主要目的与应用方向。文献[3]提出了一种层次行为识别系统来识别独居老人生活中的异常活动(如胸痛、头痛、呕吐、晕厥等)。通过自动定期监测系统来确保老人的安全,并改善独居老人的生活质量,降低医疗保健成本。文献[4]则关注老年人日常活动,有助于医生或家人了解其活动规律及运动量,提高医生对健康评价的准确性,以制定更合适的康复治疗策略。文献[5]设计一种采用3轴加速度传感器和陀螺仪的可穿戴式摔倒识别、报警系统,以监护老年人活动、及时用手机报警,能迅速开展摔倒后的救助工作。文献[6]提出了一种基于可穿戴式投影仪的步态辅助系统,老年人走路时,系统识别步态姿势并会在地上投影出预期位置,有效但低成本地帮助老年人步行。

在识别方法上,根据传感器数据定义活动的表示,传统方法多是分为2类。对此可得阐释分述如下。

(1)基于逻辑。要监视的每个行为都有明确的规则编码,即相关参数的允许值的范围。大多数采用基于逻辑的方法的系统使用决策树,通过逐步缩小可以表示的行为范围来对数据进行分类^[7]。

(2)基于概率。每个行为都通过一个模型来表示,通过在存储的模型中使用传感器数据进行概率距离度量比较来进行分类。大多数解决方案采用隐马尔可夫模型^[6,8]或高斯混合建模^[9-10]。

近年来,深度学习受到了广泛关注,也将其应用在活动识别领域。深度学习可以让大量数据经过多个隐含层的计算,获得多层次抽象的数据表示。而这种学习方式符合人类感知世界的机理,因此当训练样本足够多的时候通过深度网络学习到的特征往往具有一定的语义特征,适合进行行为识别^[11]。其中,卷积神经网络(CNN)^[12-15]和递归神经网络(RNN)^[16-17]由于对行为的时空特征和时序关系的深层表示都取得了较传统方法的准确度上的提升。然而不能忽视的是,基于深度学习的行为识别方法

需要庞大的数据进行训练,而且训练速度慢,所以应用到真实场景时仍是有待于进一步的深入研究。

2 问题建模和整体解决思路

2.1 老人居家行为问题描述

本文的研究目标是通过传感器获取的老人行为数据,推理出其可能的行为。居家日常行为和活动多种多样,行为一般指人体的某种动作,活动一般是在某段时间由一系列行为组成,由基本行为单元构成,如洗漱活动中刷牙、洗脸、梳头等行为。考虑到老人日常居家基本行为的有限性和典型性,本文分析归纳出五大类12种老人行为,详见表1。

表1 典型老人居家行为

Tab. 1 Classic behaviors of elderly people in home

老人日常活动 (Action)	老人行为 (Behavior)
洗漱(A1)	梳头(B1),刷牙(B2)
移动(A2)	起来(B3),躺着(B4),坐下(B5),站起(B6),散步(B7)
吃饭(A3)	喝水(B8),用筷子吃饭(B9),用勺子吃饭(B10)
做饭(A4)	往锅里倒油/水(B11)
打电话(A5)	打电话(B12)

由表1中可知,由于老人的日常居家行为与活动是无法通过传感器直接获取得到的,因此,需要根据采集到的数据进行推理获得。目前行为推理研究中,主要基于视频图片、手机数据等数据源,考虑到行为识别所需信息获取的可能性和普适性,本文采用实践中易于获得的行为三轴加速度作为行为推理的输入数据源。

2.2 老人居家行为识别问题解决思路

本文通过智能手环采集数据来识别老人行为或活动。基于数据识别老人的行为是一种典型的分类问题,机器学习中的随机森林、决策树、支持向量机、贝叶斯网络等方法用于处理分类问题。因为随机森林是一种使用多个弱模型组合出强模型的集成学习算法,在大多数数据集上算法准确率较其它算法表现良好,并且对于不平衡数据,能够平衡误差。老人居家行为具有明显的不平衡性,如躺着、坐着行为较多,刷牙、梳头等行为明显较少。因此,本文提出基于随机森林方法进行老人日常活动的初步识别。

由于随机森林并不能够保证完全正确地识别出行为,也可能出现识别错误情况,如将起床行为识别成如厕行为。因此,本文采用两层行为识别机制,在随机森林识别出老人行为的基础上,根据老人的居家行为和位置的关联性以及行为的相似性,进行老

人日常活动的校验并识别出老人的日常活动。

3 基于随机森林和行为相似性的两层老人居家行为识别方法

两层识别方法形式化描述如下:

$$H = \begin{cases} F(x), & F(x) \in H_L; \\ \max_j BhCorr_{[f(x)][j]}, & F(x) \notin H_L. \end{cases} \quad (1)$$

其中, x 为输入的 XYZ 三轴加速度; $F(x)$ 为通过随机森林算法求解得到的行为; H_L 为当前位置的行为集。

若 $F(x)$ 与位置有关联, 则为 $F(x)$, 否则进一步计算老人当前位置行为集中的元素 j 与 $F(x)$ 的相似度 $BhCorr_{[f(x)][j]}$, 得到相似度最大的行为。通过这两层行为识别算法, 推理出老人的行为 H 。

3.1 基于随机森林老人行为识别

本文采用的随机森林算法, 运用了 Bagging 并行算法思想, 该算法能够成功抵制差异和偏见。其计算过程为: 首先从数据集中有放回随机抽取 N 个样本构造出训练样本集; 然后每个训练样本通过随机分裂属性的方式生成一个决策树; 最后由 N 个决策树构成森林, 而最终分类结果通过这 N 个决策树分类结果的投票决定。随机森林分类器如图 1 所示。

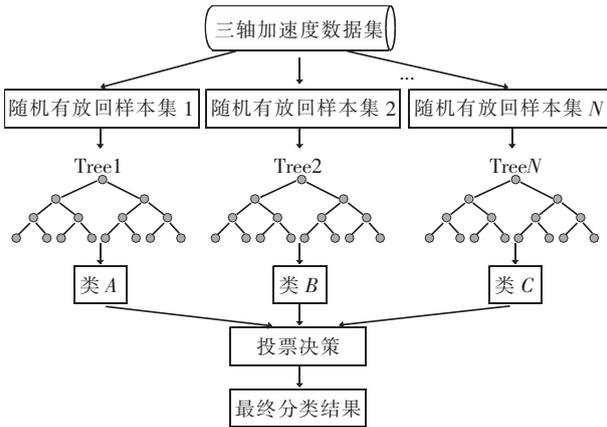


图1 随机森林分类器

Fig. 1 Classifier based on Random Forest

其中, 在决策树训练过程中引入随机属性选择, 在选择分裂属性时, 普通决策选择当前节点所有属性中的最优属性; 而随机森林中的决策树选择属性时, 却是从所有属性中随机选出一个候选属性集, 从候选属性集中选出最优属性。通过 k 轮训练, 算法得到一个分类模型序列, 即:

$$\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\}, \quad (2)$$

由公式(2)序列组成一个分类模型, 该模型最

终的分类结果采用简单多数投票法, 也就是:

$$F(x) = arg \max_y \sum_{i=1}^k I(f_i(x) = y). \quad (3)$$

其中, $F(x)$ 表示组合分类模型; $f_i(x)$ 是单个决策树分类模型; x 表示输入的变量 (xyz 三轴的加速度); y 表示输出变量 (老人的梳头、刷牙、散步等行为); $I(x)$ 为指标函数。

随机森林随机构造不同的训练集, 不同的训练集产生不同的决策树, 通过组合决策树的决策结果, 进而提高模型分类能力。

3.2 老人居家行为相似性分析

在居家养老服务领域中, 某些老人行为间具有一定的相似性。如刷牙的行为和梳头的行为具有相似性, 梳头、起床、躺下、起来、打电话等行为间均具有关联性, 这种相关性是由于人体手腕运动的相似性而产生的。在此类问题的标准 benchmark 数据集 HMP^[18] 上使用随机森林算法, 通过大量实验得到老人行为识别混淆矩阵, 再对混淆矩阵进行分析并计算得到行为相似性值。计算方法为: 设有 n 个行为, 则行为 i 和行为 j 的相似性的定义公式如下:

$$BhCorr[i][j] = \frac{p[i][j]}{\sum_{k=1}^n p[i][k]}, \quad (4)$$

其中, $\sum_{k=1}^n p[i][k]$ 表示所有实验中判断为行为 j 的次数, $p[i][j]$ 表示判断是行为 i 的行为实际上用户进行的行为是 j 。

将行为的相似性映射为矩阵样式为:

$$BehaviorCorrelation = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \dots & c_{mn} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

其中, $c_{ij} = BhCorr[i][j]$ 。

根据公式(5)和基于随机森林的老人行为识别的效果的混淆矩阵计算, 得到行为相似性如图 2 所示。

	刷牙	梳头	喝水	做饭	吃饭	散步	起床	躺下	睡觉	坐下	站起
刷牙	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
梳头	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
喝水	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
做饭	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
吃饭	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
散步	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
起床	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
躺下	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
睡觉	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
坐下	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
站起	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

图2 行为相似性矩阵

Fig. 2 Behavior similarity matrix

3.3 算法步骤和流程

在随机森林和行为相似性两种方法基础上,本节提出随机森林和行为相似性相结合的2层识别算法。这里,对该算法的整体流程可给出研发阐述如下。

首先采集数据,对采集数据进行处理、设置平滑窗口、标签标定、特征选择与提取、生成测试集与训练集,然后将训练集输入到随机森林模型中,通过基于随机森林行为识别模型投票决定老人的行为,使用随机森林算法初步判断老人行为后根据老人位置信息,判断行为的正确性。若老人行为有误,则筛选出与位置关联的老人行为集合,根据行为相似性,进一步判断老人行为。例如,当判断老人行为是刷牙时,但检测到老人位置是卧室,根据位置行为的关系可知,刷牙与卧室无关联,与卧室关联的行为有躺床、起床、散步等,使用行为相似性可知该行为与卧室中起床行为相关,因此将老人行为更正为起床。算法流程图如3所示。基于随机森林和行为相似性的两层老人居家行为识别算法的伪代码内容可描述如下。

算法1 基于行为相关性的随机森林老人行为基元识别算法(RFHMPRecogn)

输入:数据集 $data$, 随机森林中树个数 T , 最小采样 α , 最小信息增益 β 。

输出:老人行为基元类别 H

$data \leftarrow$ 传感器数据

$windows \leftarrow 30$ //设置平滑窗口

$datacomps \leftarrow inputfileslide()$

$inittraining()$ //数据预处理

$addfeature()$ //计算特征值

FOR $t=1$ TO t

$k \leftarrow poisson(\lambda)$ //有放回随机取样次数

IF $k>0$ THEN

FOR $u=1$ TO k

//计算每个分裂属性的信息增益值 β

$j \leftarrow findLeaf(x)$

$updateNode(j, \langle x, y \rangle)$

IF $|r_j| > \alpha$ AND $\exists s \in s: \Delta l(r_j, s) > \beta$ THEN

//判断是否分裂

$sj \leftarrow arg\ maxs \in s \Delta l(r_j, s)$

//找到最好的分类属性,

//选择属性 gain 最大的作为分裂节点

$create\ Left\ Child(p_{js})$ //建立左子树

$create\ Right\ Child(p_{js})$ //建立右子树

```

END IF
END FOR
ELSE
estimate oobe  $\leftarrow$  updateoobe( $\langle x, y \rangle$ )
//决策树建立完毕
END IF
END FOR
 $h \leftarrow buildclassifier()$  //多颗决策树组成随机森林,投票产生利润行为
 $x \leftarrow behaviorloctionrrelat(h, data\_location)$ 
//位置相关性
IF  $x < 1$  THEN
 $h \leftarrow locationbehaviorrrelat(h)$ 
//根据行为相关性确定行为
RETURN  $h$ 

```

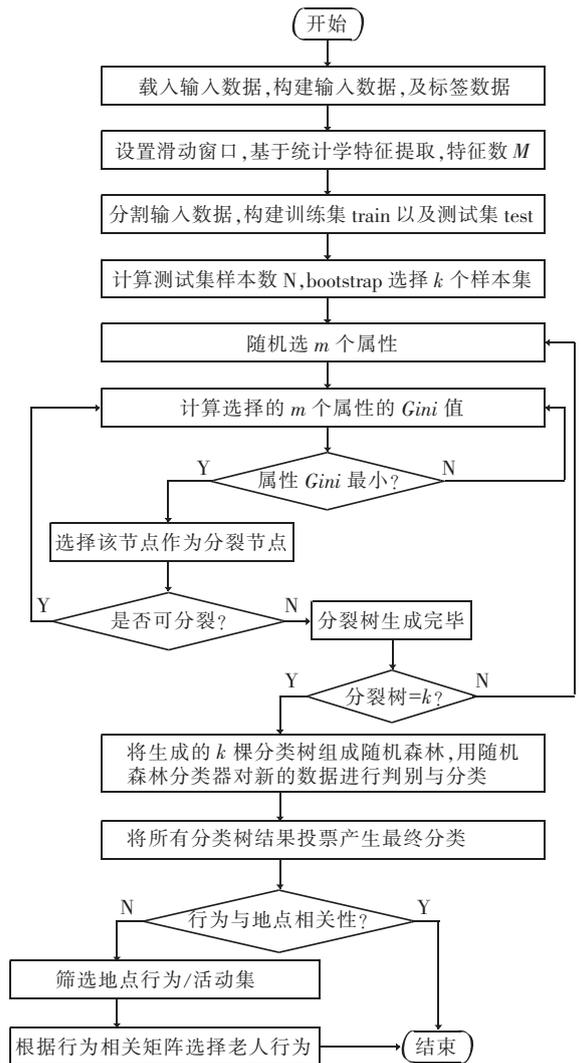


图3 基于随机森林老人行为识别算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the elderly behavior recognition algorithm based on Random Forest

4 实验与分析

4.1 实验设置

现有研究中大多使用智能手机带有的三轴加速度计传感器,但由于手机有携带位置不固定、携带时间不确定、不能够保证老人时刻携带手机等因素,因此手机上的传感器不适合老人使用。本文采用手腕式三轴加速度计(即手环),其具有体积小、质量轻、方便携带等特性,因而有着良好可行性。其采集的数据为 X 、 Y 、 Z 轴的加速度数值。本文采用的数据集为公共数据集 HMP^[18],该数据集由 979 项试验组成,涵盖了表 1 列出的 12 项动作,采集了 16 名志愿者的运动数据(11 名男性和 5 名女性,年龄在 19 ~ 81 岁之间),由于没有对老人数据进行具体标注,所以使用所有数据,每个实验文件记录一次执行一个动作时生成的三轴加速度值,共得 729 476 条记录。

在基于统计学特征提取的过程中,根据三轴加速度计所产生的数据特点,本文应用特征提取方式对数据进行处理,针对滑动窗口中数据的每一维时间序列提取出基于统计学的特征,包括:最大值、最小值、均值、标准差、四分位数-Q1、四分位数-Q2、四分位数-Q3、众数、极差、均值数、中程数等。这些特征可以有针对性地对本文研究的特征进行描述,将多维数据产生的特征合并在一起,作为新数据分段表示,从而实现老人行为分类。

本文使用训练集和测试集的交叉验证的方法来保证算法运行时的正确性以及采用 k -折交叉验证方法对数据进行分析, k -折交叉验证主要应用于样本数据不充分的情况,此时将数据集随机分成 k 份,取其中一份作为测试集,剩余 $k-1$ 份数据作为训练集。本次选择 $k=10$ 。

实验时,将数据集随机分成 4 种规模的数据集,即:数据集 1(原数据集的四分之一)、数据集 2(原数据集的四分之二)、数据集 3(原数据集的四分之三)、数据集 4(原数据集大小)。分别在这 4 种规模的数据集下进行实验,从特征数对算法的影响以及行为相似性提高算法的性能角度分析本文算法性能,并将本文算法与原数据集算法进行算法性能的对比分析,以及与其它机器学习算法进行对比分析验证随机森林算法的优越性。

4.2 评价指标

基于随机森林的老人行为算法的性能使用准确度(Accuracy)、Kappa 系数和均方根误差(Root mean squared error, RMSE)这 3 个性能指标进行评估。

研究推得性能指标的定义概述如下。

(1)准确率:即分类正确数占实例总数的比例,最广泛使用的性能评价指标,其公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}, \quad (6)$$

其中, TP 代表属于正类的样本分成正类; TN 代表把属于负类的样本分成负类; FP 代表把属于负类的错分成正类; FN 代表把属于正类的错分成负类。

(2)Kappa 系数:用于基于混淆矩阵的一致性检验,其公式如下:

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e}, \quad p_0 = \frac{s}{n},$$

$$p_e = \frac{a_1 \cdot b_1 + a_2 \cdot b_2 + \dots + a_n \cdot b_n}{n \cdot n}, \quad (7)$$

其中, n 为分类总数; s 为分类正确数; p_0 是每一类正确分类的样本数量之和除以总样本数,也就是总体分类精度; a_1, a_2, \dots, a_n 为每一类的真实样本个数,而 b_1, b_2, \dots, b_n 为预测出来的每一类的样本个数。

(3)均方根误差(RMSE)。广泛用于衡量分类的精度,其公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2 / n}. \quad (8)$$

4.3 算法性能分析

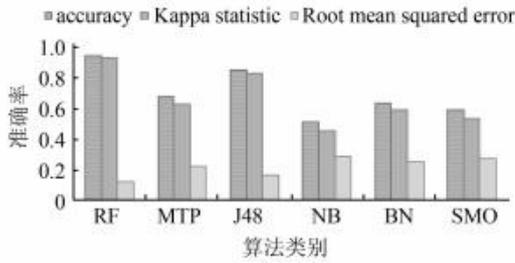
为了证明随机森林(Random Forest, RF)的优越性,同其它相关分类算法对比,选择多层感知机 MLP(Multi-Layer Perceptron)、决策树中的 J48、朴素贝叶斯 NB(Naive Bayesian)、贝叶斯网络 BN(Bayesian Network)、和支持向量机 SVM 中十分流行的序列最小优化 SMO(Sequence Minimal Optimization)算法等方法进行实验,分别采用 10-折交叉验证的方式运行各方法 50 次,计算各种方法的准确率、Kappa 系数和均方根误差性能指标均值。各方法性能对比如图 4 所示。

从图 4 可见,在所有数据集下,随机森林的老人行为识别的准确率最高,Kappa 系数也最高,同时其均方根误差最低。随机森林的优越性主要体现在这是一种集成学习的方法,结合多个决策树的结果而决策出推理结果。因此,本文选择随机森林算法作为初步识别老人行为方法。

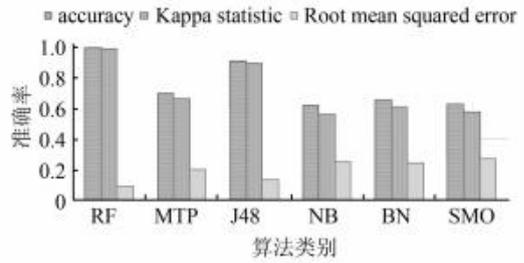
在机器学习中,特征的选择十分重要,本文的特征是基于统计学进行选择,候选特征有最大值、最小值、平均值、标准差、四分位数-Q1、四分位数-Q2、四分位数-Q3、众数、极值差、平均值个数、中程数、变异系数、方差、偏态、峰态等。本文初步探索特征

对算法准确率的影响,通过不同的特征组合运行算法,在 4 种数据集上运行,得出不同特征提取下的基

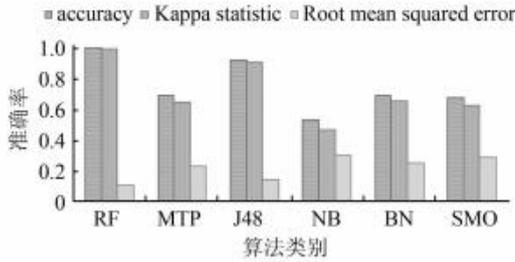
于随机森林的老人行为算法的平均准确率如图 5 所示。



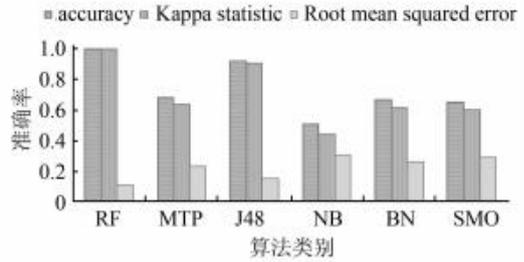
(a) 数据集1 (小规模) 不同算法性能图
(a) Performance chart of different algorithms for data set 1 (small scale)



(b) 数据集2 (中小规模) 不同算法性能图
(b) Performance chart of different algorithms for data set 2 (small and medium scale)



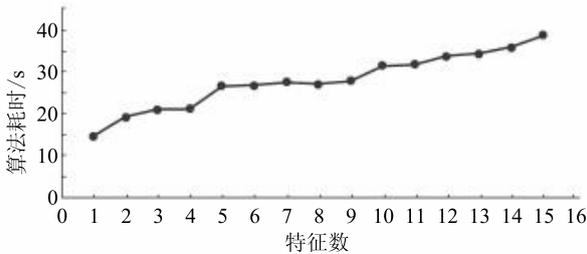
(c) 数据集3 (大中规模) 不同算法性能图
(c) Performance chart of different algorithms for data set 3 (medium and large scale)



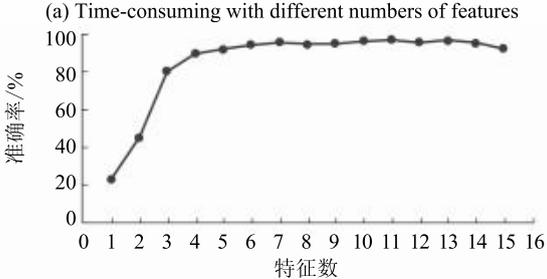
(d) 数据集4 (大规模) 不同算法性能图
(d) Performance chart of different algorithms for data set 4 (large scale)

图 4 基于机器学习的老人行为活动性能图

Fig. 4 Performance of elderly behavior based on machine learning



(a) 不同特征数算法耗时图



(b) 不同特征数算法准确率图

(b) Accuracy with different numbers of features

图 5 特征数不同时算法性能

Fig. 5 Algorithm performance with different numbers of features

从图 5 可知,当特征数逐渐增多时,算法的准确率逐步提升,但特征数达到一定数目时,算法的准确性达到峰值,即特征数为 11 时效果最好,此后选取的特征数再增加时,算法的准确率不变。随着特征

数的增加,算法耗时也有所增加。因此,选取合适的特征数及特征组合既能够保证准确率,又能减低算法耗时。

在对数据集数据进行预处理,提取特征后,使用训练集进行模型训练,再使用测试集测试算法。其中,数据 1 算法准确率为 92.31%,相应的混淆矩阵如图 6 所示。

a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	
146	1	2	0	0	0	4	0	3	1	0	<-- classified as
1	78	0	0	2	0	0	0	0	3	0	a = brush_teeth
0	2	99	0	0	0	0	0	0	0	0	b = use_telephone
0	0	0	188	0	0	0	0	1	0	0	c = comb_hair
0	0	0	0	112	2	0	0	0	1	0	d = walk
0	0	0	0	9	194	0	0	0	5	0	e = drink_glass
0	0	0	0	0	0	72	0	0	0	0	f = eat_meat
1	0	1	7	0	1	8	21	3	0	1	g = standup_chair
0	0	1	2	0	0	0	0	72	1	0	h = getup_bed
0	0	0	0	4	1	0	0	0	82	2	i = liedown_bed
0	0	1	3	0	3	13	0	2	1	53	j = cook
											k = sitdown_chair

图 6 老人行为识别算法混淆矩阵图

Fig. 6 The confusion matrix of the algorithm

从图 6 可知,躺下行为容易判断成其它行为,如梳头、散步,刷牙容易推断成梳头、起来、坐下等。根据位置和行为的相关性,通过分析随机森林的混淆矩阵,设置位置行为相关值,利用行为相似性来校验老人行为,进而准确更正识别的行为。与此同时,在数据集 1 上运行算法 50 次,对每种行为识别的准确

率取平均值,得出本文算法与未使用行为相似性的随机森林算法的每种行为准确率对比如图7所示,2层算法的行为识别的平均准确率为95.59%。

从图7可知,随机森林算法中老人行为中的刷牙、散步、喝水、倒水、躺下、吃饭等行为的识别准确率较高,坐下和起床的行为识别准确率较低。随机森林算法每种行为识别的准确率不同,在引入行为相似性后,通过位置时间与行为关联性的检验以及通过行为相似性来更正行为,能够提高普通行为识别准确率,尤其是起床行为。

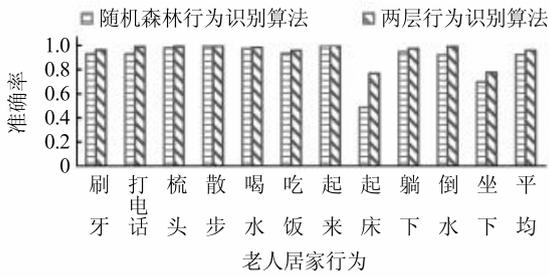


图7 随机森林与两层行为识别算法准确率对比

Fig. 7 Accuracy comparison between Random Forest-based algorithm and the two-layer algorithm

将本文算法在4种规模数据集上进行多次试验,得到算法的平均性能如图8所示。

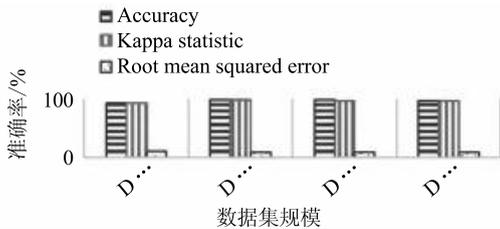


图8 不同数据规模下算法性能图

Fig. 8 Performance comparison in different data scales

从图8中可知,随着数据规模的增大,算法的准确率会提升,但是数据规模达到一定程度后,数据的准确率并不会增加。

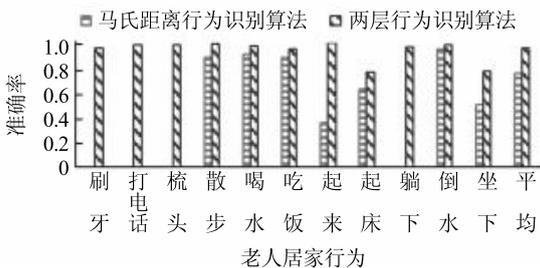


图9 本文算法与马氏距离算法对比图

Fig. 9 Accuracy comparison between the proposed algorithm and Mahalanobis distance algorithm

ADL数据集采集者Dyana提出了一个识别行为的框架^[19],依靠高斯混合回归建立活动模型,具

体为基于马氏距离利用GMM和GMR建模的特性来实现简单的运行时识别,该方法识别了7种人体运动。本文方法与数据中使用的方法进行对比,结果如图9所示。

由图9中可知,本文方法准确率高出Dyana提出的方法,并且可识别的行为比原数据方法多。通过分析,可能的原因有3点,具体表述如下。

(1)本文采用多个统计特征值,比单一数值更能反映数据表达的含义。

(2)本文使用随机森林方法,集成多个模型采用投票的方式判断行为,比纯粹的单一数学模型的识别效果要好。

(3)本文利用行为的相似性进一步更正行为,能够消除个别行为识别率低的情况,这种方法进一步提高了算法整体的准确率。

5 结束语

本文以居家养老服务为背景,通过使用基于随机森林和行为相似性的两层老人居家行为识别算法实现了老人行为情境信息的获取,并通过实验与分析,挑选了11个统计学特征,在算法准确率为92.31%的随机森林上、接着又引入行为相似性后进一步提升至95.59%,证明了通过位置时间与行为关联性的检验以及行为相似性更正行为,能够提高普遍行为识别准确率。本文的后续工作可概述为如下2个方面,即:

(1)扩展问题模型,增加获取的传感器数据类型和规模,以进一步提升识别准确率和适用范围。

(2)将识别算法同老人居家需求的推理以及服务主动提供技术相结合,实现更深层次的应用。

参考文献

- [1] RAVI N, DANDEKAR N, MYSORE P, et al. Activity recognition from accelerometer data[C]// The Twentieth National Conference on Artificial Intelligence and the Seventeenth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference. Pittsburgh, Pennsylvania, USA; AAAI, 2005, 3: 1541-1546.
- [2] RANA J B, SHETTY R, JHA T. Application of machine learning techniques in human activity recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1510.05577, 2015.
- [3] KHAN Z A, SOHN W. Abnormal human activity recognition system based on R-transform and kernel discriminant analysis for elderly health care[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(4): 1843-1850.
- [4] 汪成亮, 王小均. 基于三轴传感器的老年人日常活动识别[J]. 电子学报, 2017, 45(3): 570-576.
- [5] 吴天昊. 基于3轴加速度传感器及陀螺仪的老年人摔倒识别[D]. 北京:北京工业大学, 2013.

- [6] MURATA S, SUZUKI M, FUJINAMI K. A wearable projector-based gait assistance system and its application for elderly people [C] // Proceedings of the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. Zurich, Switzerland; ACM, 2013:143-152.
- [7] MINNEN D, STARNER T, WARD J A, et al. Recognizing and discovering human actions from on-body sensor data [C] // Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME '05). Amsterdam, The Netherlands; IEEE, 2005:1545-1548.
- [8] KRASSNIG G, TANTINGER D, HOFMANN C, et al. User-friendly system for recognition of activities with an accelerometer [C] // Proceedings of the 2010 International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth'10), Munich, Germany; dblp, 2010:1-8.
- [9] CHOUDHURY T, CONSOLVO S, HARRISON B, et al. The mobile sensing platform: An embedded activity recognition system [J]. IEEE Pervasive Computing Magazine, 2008,7(2):32-41.
- [10] RASMUSSEN C E, WILLIAMS C. Gaussian processes for machine learning [M]. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2006.
- [11] 朱煜, 赵江坤, 王逸宁, 等. 基于深度学习的人体行为识别算法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(6):848-857.
- [12] HA S, CHOI S. Convolutional neural networks for human activity recognition using multiple accelerometer and gyroscope sensors [C] // 2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Vancouver, BC, Canada; IEEE, 2016:381-388.
- [13] KAR A, RAI N, SIKKA K, et al. AdaScan: Adaptive scan pooling in deep convolutional neural networks for human action recognition in videos [J]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, Nevada, USA; IEEE, 2016: 3376-3385.
- [14] LEE S M, YOON S M, CHO H. Human activity recognition from accelerometer data using Convolutional Neural Network [C] // 2017 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp). Jeju, South Korea; IEEE, 2017: 131-134.
- [15] HAMMERLA N Y, HALLORAN S, PLÖTZ T. Deep, convolutional, and recurrent models for human activity recognition using wearables[J]. Journal of Scientific Computing, 2016, 61(2):454-476.
- [16] EDEL M, KÖPPE E. Binarized-BLSTM-RNN based human activity recognition [C] // 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Alcalá de Henares, Spain; IEEE, 2016:1-7.
- [17] CHEN Yuwen, ZHONG Kunhua, ZHANG Ju, et al. LSTM networks for mobile human activity recognition [C] // International Conference on Artificial Intelligence: Technologies and Applications. Bangkok, Thailand: Atlantis Press, 2016: 50-53.
- [18] BRUNO B, MASTROGIOVANNI F, SGORBISSA A. A public domain dataset for ADL recognition using wrist-placed accelerometers [C] // The 23rd IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (2014 RD-MAN). Edinburgh, UK; IEEE, 2014: 738-743.
- [19] BRUNO B, MASTROGIOVANNI F, SGORBISSA A, et al. Analysis of human behavior recognition algorithms based on acceleration data [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe, Germany; IEEE, 2013: 1602-1607.

(上接第311页)

3 结束语

当今社会,互联网技术已呈现迅猛发展态势,电子书、网上阅读越来越多,因为更多读者倾向于选择用其便捷性替代纸质书的借阅不便与漫长等待。图书馆管理系统也应在保留传统服务形式的基础上,通过研发创新为用户提供更为人性化的服务,例如借阅临期提醒、更快检索图书信息与库存信息、新书上架通知等。解决借阅过程中的诸多不便,加快图书借阅周转效率,从而最大限度地发挥数字化图书馆在新时代高校人才培养方面的有效助推作用。

参考文献

- [1] 袁曦临, 王骏, 刘禄. 纸质阅读与数字阅读理解效果实验研究 [J]. 中国图书馆学报, 2015, 41(219): 35-46.
- [2] 郭军. 信息时代的数字化图书馆管理模式创新[J]. 现代企业, 2019(6):28-29.
- [3] 刘斌. 精通 JavaWeb 整合开发[M]. 北京:电子工业出版社,2008.
- [4] 孙一林,彭波. JSP 数据库编程实例[M]. 北京:清华大学出版社,2002.
- [5] PHILLIPS L A. 巧学活用 JSP[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [6] 刘智勇,刘径舟. SQL Server2008 宝典[M]. 北京:电子工业出版社,2010.
- [7] SHEPHERD G. Microsoft ASP.NET 2.0 step by step[M]. USA: Microsoft Press,2006.