通过移动设备在有交互条件下的群组划分的研究

Abstract：在本篇论文中，我们实现了通过对象随身携带的移动设备来识别有交互的群组。为了更好的模拟真实环境，在目前群组识别的基础上加入了对象间的交互信息，用移动对象随身携带的智能设备中的传感器获得该对象的运动数据，对运动数据进行特征提取，通过机器学习的方法对特征数据进行语意的分析，然后对对象间语意分析的结果进行编辑距离的计算得到差异值，并提出一种简单有效的群组划分方法得到群组的划分。实验结果表明我们的方法在有交互的群组识别中平均准确率能够达到98%。

## 一、Introduction：

在日常的生活中，人们有70%的时间是和同伴一起进行的[1]，因此对群组关联分析具有重要的研究意义。

在目前的群组关联的研究中，只是考虑了加速度数据或方向数据的一致性。在实际的生活中一个群组内对象并不只是沿着一个方向一起行走，群组间会有各种交互行为，语言的、非言语的，群组内对象并不是一直遵循完全一致的运动模式。因此在群组关联的过程中加入交互行为的分析更加具有适用性。我们目标是在室内环境下，通过对象随身携带的移动设备识别有交互的群组。

根据eMarket数据显示[2]，到2016智能手机用户规模达到43亿，占全球总人口的58.7%，到2020年，智能手机用户数目将达到47.8亿。日前，根据Strategy Analytics的报告[3]，截至到9月30日的第三季度，全球智能手机出货量为3.75亿部，其中的87.5%是Android手机。同时移动设备中的传感器种类也日益丰富，因此越来越来的学者开始研究如何通过智能手机中的传感器识别群组。目前通过智能手机中的传感器识别群组主要运用在群组活动比较一致的情况[4][5][6]，即一个群组的对象由于模仿或协调具有相似的运动模式和运动方向，通过对加速度数据或者方向数据的关联分析或函数拟合得到群组之间的关联。在这些研究应用中群组内部的活动都是高度一致的，对群组内对象的运动模式存在差异的情况下的研究较少。

对有交互的群组进行识别需要我们解决如下问题，由于交互行为的存在，因此同一个群组内的对象加速度和方向数据并不完全一致，因此通过传统方法依据群组内活动的一致性来识别群组可能达不到很好的效果，由此我们提出用移动设备的加速度传感器数据提取数据特征，通过机器学习的方法转换为语意信息，通过比较对象语意信息之间的相关性得到群组之间的关联。实验结果表明该方法能够很好的识别有交互的群组。在有交互条件下的群组识别具有更加实用的运用范围，如应急疏散，群组导游等。由于我们可以准确地知道群组的人员个数和具体对象，因此可以结合移动电商为群组推荐相关的宣传促销信息等。

本篇论文的组织如下，第一部分是对本篇论文的研究背景和研究内容大致介绍；第二部分是对相关研究问题的综述；第三部分介绍在有交互条件下群组关联的方法。第四部分是实验参数对最终分组的影响，最后是本文的结论。

## 二、Related work

目前已经有很多群组识别方面的研究，大致可以分为以下几个方面：通过移动设备中的传感器识别群组，在[4]中提出一个群组识别的框架方法，通过将传感器获得的个人行为数据与已知行为原型的参数进行对比预测个人行为，将不同对象的行为关联分析，全局图像聚类得到群组及该群组的行为，但是该方法并没有进行实验的验证。在[5][17][18]中都使用了统一型号佩戴式的传感器，并将传感器固定在所有对象的同一位置，来获得实验对象的加速度和方向的数据。在[6]中则通过多个传感器数据的融合来识别均匀活动的群组；在[7]中通过视频的方式进行群组的检测。但当个体路径相遇或者靠近静止的对象时，这个方式是失效的；在[8][9]中，通过对象的GPS得到对象的位置，通过位置信息对对象进行聚类，在对象的不停运动中判断群组的有效性。GPS定位在室外的范围较大的环境下能够取得比较好的效果，在室内有障碍物遮挡并且实验环境对象之间彼此比较靠近的情况下定位准确度会受到很大的影响；在[10]中将无线信号转换为空间特征信息、信号强度信息来识别群组，该实验的基础为无线信息能够得到比较准确的空间位置信息，然而在真实环境中无线信号强度会受到很多因素的干扰。在[11] [12]中提出基于接收到的蓝牙信号强度的概率分布来预测对象之间的相对距离。

在[13][14][15][16]中都使用了多个数据源，如无线数据、传感器数据、定位数据等来进行群组的识别，在我们的方法中只需要一部安卓系统的智能手机就可以识别群组，没有基础设施的限制和环境的限制，因此也能够更加普遍的加以运用。

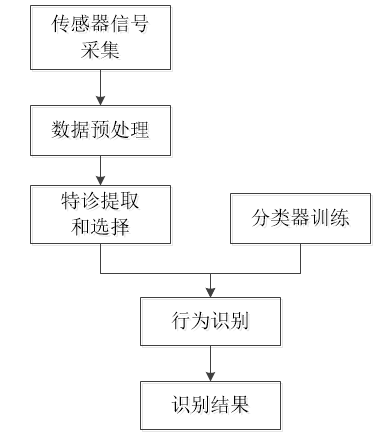
## 3对交互行为的定义和识别的过程

### 3.1对交互行为的定义

在日常生活中，群组之间的交互行为丰富多样，交互行为分为语言（verbal）和非语言（nonverbal）交互[7]，考虑到实验环境的限制：视频信息难以获取，并且视频信息处理比较复杂，音频信息容易受到周围对象和环境噪声的影响；并且该交互信息又要能够被传感器比较好的识别，因此在我们的实验中我们选取了几种常见的交互行为动作，如挥手、握手、拥抱、挽手、勾肩、行走、奔跑、坐下、起立、静止作为群组成员之间的交互行为。

### 3.2对交互行为的识别过程

通过手机传感器数据进行行为的识别的过程如下所示：



图三 交互动作的识别流程图

传感器数据的采集：在对交互数据的采集过程中，四个实验对象手持移动设备执行相应的动作，每个动作持续约三分钟。

数据的预处理：在基于传感器行为识别中，绝大多数的工作都使用滑动窗口对数据进行分割。在基于滑动窗口的数据分割技术中，如何合理的选择滑动窗口的大小是其核心问题。滑动窗口的大小关系到系统的响应时间和识别精度。考虑交互动作都是周期性动作，单个动作的周期大概为2s，因此本次实验取的滑动窗口为2秒，两个相邻窗口之间重叠半个窗口。在实际应用中，由于要提取频域特征，为使得傅里叶变换可计算（变量必须满足是2的幂的大小），实际窗口大小的计算公式调整为：

特征提取与选择：选择时域上的特征和频域上的特征作为特征值。我们用n来表示一个时间窗口的大小（即窗口内数据个数），用i来表示第i个数据，我们选取的时域特征有平均值、标准差、最大和最小值。频域特征通过快速傅里叶变换得到，通常被用来发现信号中的周期性信息。频域上的我们选取的特征为均值、标准差、偏度和峰度。

均值：

标准差：

最大值：

最小值：

设C(i)是第i个窗口的频率幅度值序列，N表示窗口内数据总数

频域均值：

频域标准差： 

偏度：

峰度：

对加速度数据的X、Y、Z和合成加速度值分别计算上述时域和频域上的八个特征值，则一个窗口数据特征值个数为4\*8=32个

分类器的训练：将采集的交互行为数据提取特征值后，放入分类器中进行训练。在此我们选用了SVM、随机森林、决策树、KNN分类器分别进行交互行为的训练和测试。为了对比不同分类器的效果，所有分类器的训练集和测试集保持一致。以下是相同测试集在不同分类器下得到的正确率如下图所示。

行为种类

分类准确度（%）

分类方法对各个动作的分类准确度

分类方法

分类准确度（%）

各分类方法的平均分类准确度

由上图可知SVM、随机森林和KNN的平均分类准确度都能达到94%以上，因此我们在接下来的实验中，会分别用这三种方法对有交互的运动数据进行预测分类。

行为识别：将采集到未知交互行为的数据提取特征放入分类器中，根据分类结果得到交互行为类型。

## 3.3对有交互的群组关联的实现

在得到对象的运动序列后，接下来就是根据对象的运动序列判断对象之间的关联。

### 3.3.1划分窗口

首先，我们将运动序列进行分窗口的处理，前文中我们在进行交互动作识别的时候提到了滑动窗口的概念，在识别之后每个窗口对应一个行为动作。为了进行群组对象关联，我们需要将这一个个的动作识别的窗口合并为更大的窗口。为了区别之前在动作识别中窗口大小，在之后的文章中，如没有特殊说明，所有窗口大小都是群组关联的窗口大小。给定的窗口的大小windowsize，这里我们的窗口大小为一次处理的运动序列的个数，在一个windowsize计算对象之间的关联。假设对象A的动作序列为CA={a0,a1,a2,a3,…an}，取一个窗口的数据为aj-windowsize, a j-windowsize+1, …. ,a j-1。windowsize的大小将会影响最终群组划分的结果。实验结果表明窗口长度为15时，能够得到比较好的结果。

### 3.3.2有效窗口的判断

由于在实验过程中存在数据丢失的情况，因为划分窗口后会存在有的对象在某些窗口没有数据或者数据偏小的情况。有效窗口的定义为一个窗口的行为序列不小于给定判断阈值时，我们认为该窗口是有效的，否则认为该窗口无效，丢弃该窗口。在实验中我们发现该阈值设置为4时能够得到比较好的实验效果。

### 3.3.3计算对象之间的差异值

通过计算任意两个对象在一个有效窗口上动作序列的差异来反映对象之间的关联程度。如果两个对象动作序列的越相似则说明这两个对象越有可能是一个群组的对象，否则不是一个群组的对象。

这里我们采用了编辑距离来衡量两个对象动作序列的差异。编辑距离（Edit Distance），又称Levenshtein距离，是指两个字串之间，由一个转成另一个所需的最少编辑操作次数。一般来说，编辑距离越小，两个串的相似度越大。计算任意两个对象i和j的编辑距离ED(i,j)，则这两个对象之间的行为差异为Mij=ED(i,j)。

### 3.3.4对数据的平滑处理

为了对输出的对象行为差异数据进行平滑处理，我们设置了一个参数b，表示任意两个对象当前窗口的行为差异数据为前后b个窗口和当前窗口行为差异值的平均值。



### 3.3.5判断对象之间的关联

一旦得到了对象之间的行为差异值，就可以将该值转化为群组关联。可以通过设置阈值判断对象A和B是否有关联，如果A和B有关联则VABt=1,否则VABt=0。

If Mijt threshold 则VABt=1； If Mijt >threshold 则VABt=0。

阈值的设置取决于不同的实验场景，我们可以通过遍历最大关联准确度得到该阈值。

### 3.3.6群组的划分

在无交互的群组识别中，比较常用的方法为将得到的对象之间的差异矩阵进行联合密度聚类[6][10][13]得到某个窗口的群组划分。[6]中通过判断若连续五个窗口的群组划分结果是一致的，则认为该分组为最终的群组划分结果。在[10][13]把基于联合密度聚类的群组划分结果进行基于时序聚类得到最终的群组划分。该方法的基本思想为一个群组定义为在一段时间内，一定数目的对象保持不变。在无交互的环境下，该方法能够得到比较好的分组效果，因为在无交互环境下一个群组的对象在一次实验中保持比较相近的运动趋势并在比较靠近的区域活动。然而在有交互的情况下，一个群组的对象并不是一直在比较靠近的区域，存在群组中的部分成员分开活动，群组内部由于交互行为的存在并不是完全的一致，在实验过程中也存在不同群组之间的跟随和相遇的情况，因此通过判断连续窗口的群组划分的有效性并不能得到很好的结果。针对上述情况我们提出一个分组方法。该方法的基本思想是，如果两个对象在实验过程中，绝大部分时间被认为是一个群组中的对象，则我们就认为它们是一个群组的对象。该标准可以很好的规避上述方法的缺点，并且在我们的实验环境下得到的群组划分结果也更加合理。

在分窗口的处理过程中，假如窗口总数为totalnumwin，任意两个对象a和b，a和b被认为是一个群组的窗口个数为winofisgroup ，假如满足winofisgroup0.7\*totalnumwin，则认为a和b为一个群组的对象，得到分组的关联矩阵Aab=1；否则认为a和b不是一个群组的对象，Aab=0。在得到的分组关联矩阵上计算准确度。

群组划分准确度的计算方法为：假设判定为一个群组的两个对象本身就是一个群组的对象的个数为TP，判定不是一个群组的两个对象本身不是一个群组的对象的个数为TN，群组划分准确度为TP和TN之和与可能所有可能关联的个数的比值。

## 4实验分析

### 4.1实验场景设计

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 实验编号 | 实验说明 | 分组情况 |
| 3 | 两组 有交互 | （ 1 2 3 4 5）（6 7 8 9 ） |
| 7 | 三组 有交互 | （1 2 3 4）（5 6 7 ）（9 11） |
| 10 | 四组 有交互 | （1 2）（3 4）（5 6 7）（8 9 11） |
| 11 | 三组 有交互 | （1 2 3 4）（5 6 7 8）（9 11） |

实验环境为实验室大厅，实验设备分别为三星和小米手机，手机型号和安卓版本号并不做限制。在实验对象的手机上安装数据采集客户端程序，用来获得手机的加速度数据和方向数据，一次实验结束后将本次实验数据上传到服务器。实验过程中，分别将实验对象分为两组、三组和四组分别实验，实验具体群组划分情况如上图所示，在实验过程中，实验对象手持手机，并不限制手机的摆放位置，根据预设的脚本执行相应的动作，执行次数和时间并不限制。同一群组的对象会有分开活动再合并的过程。一次实验持续时间约为9分钟，在实验过程中ID为10的手机出现故障没有采集到数据，因为排除10号手机。实验7中ID为8的手机没有数据，因为在实验7中排除ID为8的手机。

### 4.2实验参数的影响

在实验过程中，有几个实验参数可能会对最终的实验结果产生比较大影响，因此我们采用控制变量法来分别判断这几个参数对实验结果的影响。这几个参数分别是群组关联的窗口大小、平滑处理的长度、和有效窗口的长度。为了避免一次实验的偶然性对最终结果的影响，下面的实验结果都是四次有交互实验的平均值。

在判断窗口大小对实验结果的影响时，我们取判断窗口为有效窗口的阈值等于窗口大小，平滑处理参数为1，得到的实验结果如下图所示。可以看到通过随机森林得到的群组划分的准确度要略高于其他两种方法。对于KNN和随机森林，当窗口长度等于15时，群组划分的准确度取到最大值。对于SVM，群组划分的准确度最大值在窗口长度为0的时候取得（窗口长度为0也就是不划分窗口，将一次实验的全部行为序列一次处理）。

群组划分准确度（100%）

窗口长度

图七 窗口长度与群组划分准确度的关系

在考虑平滑参数的对最终群组划分的影响时，我们选择的窗口长度为15，有效窗口的判断阈值也为15，如下我们可以看到对于三种分类方法，当平滑参数为1的时候，群组划分的准确度取到最大值，之后随着平滑参数的增加，群组划分的准确度呈现下降的趋势。

平滑处理长度

群组划分准确度（100%）

图八 平滑处理长度与群组划分准确度的关系

考虑判断有效窗口的阈值时，设置窗口长度为15，平滑参数为1，如下图所示可以发现，对于随机森林，有效窗口长度为4时的群组划分准确度取得最大值；对于KNN方法，有效窗口长度在2到8之间时取得最大值；对于SVM方法，有效窗口的长度为2和4时取到最大准确度。综合考虑，选择有效窗口的阈值为4。

有效窗口长度判断阈值

群组划分准确度（100%）

图九 有效窗口长度判断阈值长度与群组划分准确度的关系

通过对上述实验变量的分析可得，当窗口长度为15，平滑参数为1，有效判断有效窗口的阈值为4时，能够得到相对较好的实验结果。三种分类方法在该设置下的各实验的群组划分准确度如下图所示：

分类方法

群组划分准确度（100%）

图十 各分类方法在各次实验的群组划分准确度

可以直观的看到这三种分类方法对于每次实验基本上都能的达到90%以上的群组划分准确度，随机森林方法相对于其他两种方法得到的群组划分的准确度更高并且更稳定，四次实验都能达到100%的正确率。

### 4.3实验数据分析

无交互的群组关联方法常用的有如下两种方法：在[5]中提出将加速度、方向数据进行函数拟合，通过计算函数的差异值，得到不同对象之间的关联。第二种方法为[13][19]将加速度数据、方向数据通过计算相关系数得到不同对象的关联值。下面我们将有交互行为的实验数据分别用这两种方法来计算群组划分的准确度，结果如下所示，可以看到在有交互的条件下，通过加速度的函数拟合方法能够得到相对比较好的群组划分的准确度。

实验编号

群组划分准确度（100%）

图十一 加速度和方向的函数拟合和相关系数方法在各次实验的群组划分准确度

因此我们选取了加速度的函数拟合方法得到的群组划分的准确度，与将交互数据转换为行为动作，然后通过动作序列之间的编辑距离得到的群组划分的准确度在四次有交互实验中的表现如下图所示：

群组划分的方法

群组划分准确度（100%）

图十二 群组划分的各方法在各次实验的群组划分准确度

由上图可以看出通过将交互数据通过机器学习的方法转换为动作行为数据，然后通过动作序列的匹配得到的群组划分的效果更好，并且更稳定。四次交互实验的群组划分准确度的平均值如下图所示：

群组划分的方法

群组划分准确度（100%）

图十三 群组划分的各方法在各次实验的群组划分的平均准确度

## 5总结

在有交互的环境下实现群组的划分具有重要的研究意义和应用范围，能够结合群组划分运用到我们生活中的方方面面，例如可以将商场中人群划分为具体的群组，然后根据群组人员个数进行有针对的宣传促销活动，还如大型场所的消防逃生系统，如果能够得到人群的正确分组，逃生系统只需向群组的某一个对象发送相应指导救护消息，能够大大提高系统处理突发情况的效率。本篇针对更普遍的有交互的场景，我们提出通过对象随身携带的移动设备中的加速度传感器得到对象的运动数据，将运动数据提取特征，放入机器学习的分类算法中进行训练，然后用来预测对象的行为。将对象的运动序列进行分窗口的处理，通过计算不同对象之间运动序列的编辑距离得到对象之间的行为差异。然后结合我们提出的群组划分的方法得到具体的分组。在处理过程中我们加入了窗口有效性的判断，和对象行为差异矩阵的平滑处理，通过实验可知当窗口长度为15，判断有效窗口的阈值为4，平滑处理的参数为1时能够得到更高的群组划分准确度。目前通过我们方法，在三种机器学习分类方法SVM、随机森林和KNN得到群组划分的平均准确度分别为97.2%，100%和99.3%，而通过函数拟合方法的群组划分的平均准确度为86.4%。

虽然目前通过我们的方法能够得到比较好的群组划分准确度，但是我们的试验仍然存在很大的改进空间。首先目前我们预定义的交互动作还不够丰富，现实生活中的交互信息远远不止这十种动作，为了更够识别更多的交互信息，我们可能还需要加入其它传感器或设备的数据，如声音传感器数据和视频信息等。我们也曾考虑在群组划分的时候加入室内无线定位的信息，但由于目前定位精度有限就没有加入这次实验中，我们仍会在这方面继续研究。同时由于实验环境的限制，我们在本次论文中考虑的都是全局环境下的群组划分，之后也会考虑分布式情况下的群组划分。

## 参考文献:

1. Moussaïd M, Perozo N, Garnier S, et al. The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics[J]. PloS one, 2010, 5(4): e10047.

# <https://www.emarketer.com/Article/Mobile-Phone-Smartphone-Usage-Varies-Globally/1014738>

# https://www.strategyanalytics.com/access-services/automotive/infotainment-and-telematics/reports/report-detail/infotainment-telematics-operating-systems---2016-update?slid=116885&spg=8#.WMDSptV97IU

1. Roggen D, Wirz M, Tröster G, et al. Recognition of crowd behavior from mobile sensors with pattern analysis and graph clustering methods[J]. arXiv preprint arXiv:1109.1664, 2011.
2. Gordon D, Wirz M, Roggen D, et al. Group affiliation detection using model divergence for wearable devices[C]//Proceedings of the 2014 ACM International Symposium on Wearable Computers. ACM, 2014: 19-26.
3. Yu N, Zhao Y, Han Q, et al. Identification of partitions in a homogeneous activity group using mobile devices[J]. Mobile Information Systems, 2016, 2016.
4. Mazzon R, Poiesi F, Cavallaro A. Detection and tracking of groups in crowd[C]//Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2013 10th IEEE International Conference on. IEEE, 2013: 202-207.
5. Anagnostopoulos C, Hadjiefthymiades S, Kolomvatsos K. Time-optimized user grouping in Location Based Services[J]. Computer Networks, 2015, 81: 220-244.
6. Anagnostopoulos C, Kolomvatsos K, Hadjiefthymiades S. Efficient location based services for groups of mobile users[C]//2013 IEEE 14th International Conference on Mobile Data Management. IEEE, 2013, 1: 6-15.
7. Kjærgaard M B, Wirz M, Roggen D, et al. Mobile sensing of pedestrian flocks in indoor environments using wifi signals[C]//Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2012 IEEE International Conference on. IEEE, 2012: 95-102.
8. Yu N, Han Q. Grace: Recognition of proximity-based intentional groups using collaborative mobile devices[C]//2014 IEEE 11th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. IEEE, 2014: 10-18.
9. Yonekawa K, Terayama J, Namatame N, et al. Extracting a level of social relationship utilizing bluetooth signal with smartphones[J]. people, 1960, 11: 12.Face-to-face proximity estimation using bluetooth on smartphones
10. Kjærgaard M B, Wirz M, Roggen D, et al. Detecting pedestrian flocks by fusion of multi-modal sensors in mobile phones[C]//Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. ACM, 2012: 240-249.
11. Kjærgaard M B, Blunck H, Wüstenberg M, et al. Time-lag method for detecting following and leadership behavior of pedestrians from mobile sensing data[C]//Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, 2013: 56-64.
12. Yu N, Han Q. Grace: Recognition of proximity-based intentional groups using collaborative mobile devices[C]//2014 IEEE 11th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. IEEE, 2014: 10-18.
13. Sen R, Lee Y, Jayarajah K, et al. GruMon: fast and accurate group monitoring for heterogeneous urban spaces[C]//Proceedings of the 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. ACM, 2014: 46-60.
14. Choudhury T, Borriello G, Consolvo S, et al. The mobile sensing platform: An embedded activity recognition system[J]. IEEE Pervasive Computing, 2008, 7(2): 32-41.
15. Wirz M, Roggen D, Troster G. Decentralized detection of group formations from wearable acceleration sensors[C]//Computational Science and Engineering, 2009. CSE'09. International Conference on. IEEE, 2009, 4: 952-959.
16. Wirz M, Roggen D, Troster G. Decentralized detection of group formations from wearable acceleration sensors[C]//Computational Science and Engineering, 2009. CSE'09. International Conference on. IEEE, 2009, 4: 952-959.