智能系统学报
CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

基于时空周期模式挖掘的活动语义识别方法

郭茂祖，邵首飞，赵玲玲，李阳

引用本文:
郭茂祖, 邵首飞, 赵玲玲, 等. 基于时空周期模式挖掘的活动语义识别方法[J]. 智能系统学报, 2021, 16(1): 162–169.
GUO Maozu, SHAO Shoufei, ZHAO Lingling, et al. Active semantic recognition method based on spatial–temporal period pattern mining[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(1): 162–169.

在线阅读 View online: https://dx.doi.org/10.11992/tis.202012035

DOI: 10.11992/tis.202012035

基于时空周期模式挖掘的活动语义识别方法

郭茂祖[1,2], 邵首飞[1,2], 赵玲玲[3], 李阳[1,2]

（1. 北京建筑大学 电气与信息工程学院, 北京 100044; 2. 北京建筑大学 建筑大数据智能处理方法研究北京市重点实验室, 北京 100044; 3. 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001）

摘　要: 传统的活动语义识别研究侧重从时空轨迹的空间信息中提取人类的活动语义, 对时空轨迹数据的时间特性挖掘不足。本文兼顾时间和空间特征, 提出了一种基于周期模式挖掘的活动语义识别方法。首先将分离出的活动轨迹数据通过空间距离进行密度聚类分成不同轨迹簇; 然后, 根据轨迹簇的时序特征挖掘个体对特定位置的访问周期, 基于该访问周期, 并结合在该位置的停留时间, 及其附近兴趣点分布等特征构建分类模型, 识别人类个体的活动语义。基于签到数据和仿真数据的实验结果表明, 结合周期特征的活动语义识别方法相比没有加入周期特征的实验结果有效提升识别精度 20% 以上, 在 2 个相同的签到数据集下, 对比其他的识别方法提升精度 10% 以上。

关键词: 时空轨迹; 时空紧密相连性; 密度聚类; 停留时间; 活动语义识别; 周期模式挖掘; 随机森林

中图分类号: TP181　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1673−4785(2021)01−0162−08

中文引用格式: 郭茂祖, 邵首飞, 赵玲玲, 等. 基于时空周期模式挖掘的活动语义识别方法 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(1): 162–169.

英文引用格式: GUO Maozu, SHAO Shoufei, ZHAO Lingling, et al. Active semantic recognition method based on spatial-temporal period pattern mining[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(1): 162–169.

Active semantic recognition method based on spatial-temporal period pattern mining

GUO Maozu[1,2], SHAO Shoufei[1,2], ZHAO Lingling[3], LI Yang[1,2]

(1. School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; 2. Beijing Key Laboratory of Intelligent Processing for Building Big Data, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; 3. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Active semantic recognition aims to mine people's activities from spatial-temporal data recording through the smart equipment they carry. Traditional studies paid more attention to studying the spatial features of spatial-temporal data but failed to mine temporal features adequately. Considering both features, this work proposes an active semantic recognition method based on period pattern mining. First, trajectories that have already been separated from raw trajectories are clustered based on the spatial distance. The periods of reference spots that are frequently visited by the people are then mined according to the sequence of clustering. Based on the visit period and combined with the residence time at the location and the distribution of interest points nearby, a classification model is constructed to identify the activity semantics of human individuals. The experimental results on the check-in dataset and simulation data show that the valid recognition accuracy of active semantic recognition combined with periodic characteristics increases by 20% more than that without periodic characteristics. Under the same two check-in datasets and compared with other recognition methods, the accuracy is improved by more than 10%.

Keywords: spatial-temporal trajectory; spatial-temporal close connection; density clustering; stay time; active semantic recognition; period pattern mining; random forest

活动语义识别是指从人类的时空轨迹数据或离散的位置序列中挖掘出人类的活动信息[1]。智能移动终端的广泛应用提供了海量的个体位置相

收稿日期: 2020−12−20.
基金项目: 国家自然科学基金项目 (61871020).
通信作者: 赵玲玲. E-mail: zhaoll@hit.edu.cn.

关的时空数据, 如社交媒体签到数据、GPS(global positioning system) 轨迹数据和手机信令数据等[2]。这些数据为精细粒度下个体的活动识别提供了有力支撑。相比原始的时空轨迹数据或位置序列信息, 带有语义的活动轨迹数据更能直观地反应人类的具体活动, 这有助于深入了解每个个体的生活模式, 发现个体的个性需求, 为个体提供定制化服务, 也可以发现与个体活动模式相同或相似的群体, 进而识别群体的共性特征和需求[3]。这些信息的挖掘可以用于配置交通资源和资源规划[4], 如公交车的班次和地点的设定、共享单车的投放量和投放地点、商场的选址等, 从而达到优化社会资源配置、精细化满足各种群体的不同需求的目的[1, 5-6]。

人类的活动轨迹在空间上是多重交叉的[7], 在时间上表现出序列性和一定的周期性[8-10]。已有的大部分方法都是在 GPS 轨迹数据的空间特征—活动地点的 POI(point of interest) 数据和运动特征 (速度、加速度) 之上构建分类模型, 进而识别用户的活动语义[11-15]。该类方法忽略了活动轨迹的时间特性, 导致该类方法的识别结果过度依赖于 POI 获取的准确性, 而忽视了用户某些活动, 难以准确获取相应 POI 的实际问题, 而且容易混淆用户在不同时间访问相近的地方发生的不同活动, 本文在文献 [16-17] 提取用户活动轨迹周期模式的方法上使用 LombScargle[18-19] 方法挖掘用户轨迹数据的周期作为用户活动特征中的周期特征, 再结合用户活动的持续时间、活动中心点附近 POI, 及活动发生的年份、月份、季节、日期、是否是节假日和是否是周末等时间特征[15], 使用随机森林分类器挖掘用户活动语义。

1　相关研究

现有的活动语义识别方法可以分为: 基于空间特征的识别方法和基于运动特征的识别方法。文献 [11] 从用户活动的空间角度, 采用活动地点的 POI 数据挖掘语义信息。并且考虑到 POI 数据不均匀以及 POI 在不同地区主题下对用户活动的影响度不同等因素, 引入隐含狄利克雷分布 (latent dirichlet allocation, LDA) 主题模型提取活动地点 POI 的主题特征。通过地区内 POI 与主题的相关程度来确定在该主题下 POI 对用户活动的影响度, 从而确定用户在活动地点产生的活动模式。文献 [12] 使用移动基站提供的数据集结合 OpenStreetMap 上的 POI 信息对用户的行为进行识别和预测。文献 [13] 设计自助数据采集系统, 以志愿者的方式采集数据, 并利用用户的轨迹、年龄、收入、居住等特征和支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型来识别用户的活动语义。文献 [14] 利用社交签到数据, 融合签到地点频次等信息识别活动语义。文献 [15] 采用聚类方法获取空间热度特征并利用极限梯度提升 (eXtreme gradient boosting, XGBoost) 建模识别用户活动模式。文献 [20] 逐步提取用户的实时位置, 将运动过程中访问的地点与人类的活动相关联起来, 进而推断用户进行的活动。上述方法的核心思想是从活动轨迹点的空间信息提取特征来建模, 但是用户的轨迹信息在空间和时间上是紧密相连的, 因此该类方法忽略了时间特性, 导致该类方法的识别结果过度依赖于 POI 获取的准确性而忽视了用户某些活动难以准确获取相应 POI 的实际问题, 而且容易混淆用户在不同时间访问相近的地方发生的不同活动。

人类活动具有显著的周期性特征[9], 已有的研究就轨迹的周期性进行挖掘, 如文献 [16] 中就移动对象频繁访问某一地方的核心点 (reference spot) 提取用户空间信息, 并融合傅里叶变换 (fourier transform) 获取用户的时间信息。通过提取核心点提取用户的空间信息, 再通过傅里叶变换检测活动发生的周期, 提取用户的时间信息。使用傅里叶变换挖掘用户活动周期时必须获取轨迹数据的均值采样, 但是由于天气的原因无法获取均值采样的轨迹数据。此时必须通过线性插值的方法使不规则的样本变成均值的轨迹。但是由于轨迹数据量庞大的原因, 这种插值会带来巨大的计算量。文献 [17] 在此基础上, 先将单个用户轨迹数据运用基于密度的带噪声应用空间聚类 (density based spatial clustering of application with noise, DBSCAN), 聚类后获取用户的活动轨迹点, 再结合 OpenStreetMap 中的 POI 信息进行地点匹配得到带有地点特征的轨迹数据, 最后使用 LombScargle[18, 21] 算法挖掘用户活动的周期。该算法可以直接从非规则采样的轨迹中挖掘出用户的活动周期。但是文献 [16-17] 均是挖掘用户轨迹的周期模式, 并没有结合用户活动产生的轨迹点的空间信息挖掘用户的活动语义。

2　周期模式挖掘

针对个体的部分活动存在周期性这一特征, 本文从访问位置的周期性挖掘出发, 将周期性活动的周期提取、停留时间、周期性活动的相关 POI 进行提取, 构成以时空周期性为核心的特征表示。

单个用户产生的活动轨迹表示为一个三维的时空序列, 则用户一天的活动序列 S 可以表示为

$$S=\{S_1,S_2,\cdots,S_m\}$$
$$S_i=\{(\mathrm{lng}_{i_1},\mathrm{lat}_{i_1},t_{i_1}),(\mathrm{lng}_{i_2},\mathrm{lat}_{i_2},t_{i_2}),\cdots,(\mathrm{lng}_{i_n},\mathrm{lat}_{i_n},t_{in})\},i\in[1,m]$$

式中：lng、lat、t 表示轨迹点的经度、纬度、时间，i_1、i_n 表示用户进行第 i 个活动的第一和最后一个轨迹点。需要说明的是，活动轨迹并不总是连续的，它只表示用户在某地发生某个活动时产生的轨迹。

2.1　活动地点匹配

活动地点匹配是将原始的轨迹序列 S 依据空间距离和时间距离使用 DBSCAN 算法进行聚类，进而将聚类后每个轨迹点所在的轨迹簇 ID 标记为该轨迹点的 place-id[22]。空间上的距离使用经纬度之间的欧几里得距离，时间距离使用轨迹点的时间戳差值，最后将空间距离和时间距离的算术平均值作为聚类距离，如式 (1)。聚类后为每个聚类簇分配一个 ID 作为分类簇中所有对应轨迹点的 place-id，聚类的同时能够舍弃一些离群点，聚类后得四维向量：$(\mathrm{lng}_i,\mathrm{lat}_i,t_i,\mathrm{place\_id}_i)$

$$\mathrm{space\_d}_{ij}=\sqrt{(\mathrm{lng}_i-\mathrm{lng}_j)^2+(\mathrm{lat}_i-\mathrm{lat}_j)^2}$$
$$\mathrm{time\_}d_{ij}=\left|\mathrm{time}_i-\mathrm{time}_j\right|$$
$$d_{ij}=\frac{(\mathrm{space\_}id_{ij}+\mathrm{time\_}d_{ij})}{2}$$

算法 1　DBSCAN 算法。

输入　样本集 $D=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$，领域参数 $(\varepsilon,\mathrm{MinPts})$，样本距离度量方式。

1) 初始化核心对象集合 $\Omega=\varnothing$，聚类簇个数 $k=0$，未访问的样本集合 $\Gamma=D$，簇划分 $C=\varnothing$

2) for j in $1,2,\cdots,n$ do

3) 通过距离度量方式，找到 x_j 的 ε 邻域子样本集 $N_\varepsilon(x_j)$

4)　if $N_\varepsilon(x_j)\geqslant\mathrm{MinPts}$

5)　$\Omega=\Omega\cup\{x_j\}$

6)　end for

7)　while $\Omega\neq\varnothing$ do

8)　随机选取 Ω 中的一个核心对象 o，$\Omega_{\mathrm{cur}}=\{o\}$，$k=k+1$，$C_k=\{o\}$，$\Gamma=\Gamma-\{o\}$

9)　if $\Omega_{\mathrm{cur}}=\varnothing$

10) $C=\{C_1,C_2,\cdots,C_k\}$，$\Omega=\Omega-C_k$

continue

11) else

12) $\Omega=\Omega-C_k$

13) end if

14) 在 Ω_{cur} 中取出一个核心对象 o' 通过邻域距离阈值 ε 找出所有的 $\varepsilon-$ 邻域 $N_\varepsilon(o')$，$\Delta=N_\varepsilon(o')\cap\Gamma$，$C_k=C_k\cup\Delta$，$\Gamma=\Gamma-\Delta$，$\Omega_{\mathrm{cur}}=\Omega_{\mathrm{cur}}\cup(\Delta\cap\Omega)-o'$

15) end while

输出　簇划分 $C=\{C_1,C_2,\cdots,C_k\}$。

2.2　周期模式挖掘

对于 GPS 轨迹数据，一个连续采样的轨迹满足在某个轨迹簇 p_i 中对任意连续的 i,j 使得 $\left|t_j-t_{j-1}\right|=|t_i-t_{i-1}|$ 成立。一个不连续采样的轨迹满足存在连续的 i,j 使得 $\left|t_j-t_{j-1}\right|\neq|t_i-t_{i-1}|$ 成立。以往挖掘序列周期模式使用的方法为傅里叶变换 (fourier transform) 和自相关 (autocorrelation)[8, 16]。使用傅里叶变换有一个重要的前提条件，要求输入的样本必须是均值采样。然而，由于天气和采样设备故障原因，自然采集的轨迹基本上都是不规则的。因此使用傅里叶变换之前需要进行线性插值，将不规则样本补全。对于大量的轨迹数据来说，线性插值的计算量相当大。LombScargle 算法由文献 [18] 提出用于检测不规则采样时间序列周期，并由文献 [21] 用 LombScargle 功率-频率图检测出不规则间隔的时间序列周期。该算法能够省去计算量大的线性插值，并且能够识别出序列中所有的周期[23]。

对于时间序列来说，x_j 是采样 t_j 时刻对应的样本值 $j=1,2,\cdots,N$。LombScargle 图能够反应出序列的周期，LombScargle 周期图通过式 (1) 计算得出：

$$P_{\mathrm{LS}}(f)=\frac{1}{2\sigma^2}\left\{\frac{\left[\sum_{j=1}^{N}((x_j-\bar{x})\cos(2\pi f(t_j-\tau))\right]^2}{\sum_{j=1}^{N}\cos^2(2\pi f(t_j-\tau))}+\frac{\left[\sum_{j=1}^{N}((x_j-\bar{x})\sin(2\pi f(t_j-\tau))\right]^2}{\sin^2(2\pi f(t_j-\tau))}\right\}\tag{1}$$

式中：$\bar{x}$ 是时间序列的均值；σ^2 是时间序列的方差；其计算为

$$\bar{x}=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}x_j$$
$$\sigma^2=\frac{1}{N-1}\sum_{j=1}^{N}(x_j-\bar{x})^2$$

式中 τ 是每个 f 特定的值，以保证对于不规则样本的时移不变性，其中 τ 和 f 的关系为

$$\tan(2(2\pi f)\tau)=\frac{\sum_{j=1}^{N}\sin(2(2\pi f)t_j)}{\sum_{j=1}^{N}\cos(2(2\pi f)t_j)}$$

对于 LombScargle 图，图中每个峰值表示一个周期。LombScargle 图是通过错误预警概率 (false

alarm probability) 来表示该峰值的显著性, 其计算为

$$P_r(p_{\max}) = 1 - [1 - \exp(-p_{\max})]^N \tag{2}$$

从式 (2) 的分布得出, 一个有效的功率峰值 z, 在给定一个误差 α 时必须要超过统计显著性的值, 可由式 (3) 计算得出:

$$z = -\ln\left[1 - (1-\alpha)^{\frac{1}{N}}\right] \tag{3}$$

算法 2　周期模式挖掘算法。

输入　$P = \{p_1, p_2, \cdots, p_n\}$, 其中 $p_i = \{t_i, \text{place} - \text{id}_i\}$, $i, j = 1, 2, \cdots, n$

1) for $\boldsymbol{p_i}$ in P do

2) for p_j in P do

3) if $\text{place} - \text{id}_j \neq \text{place} - \text{id}_i$

4) 将 p_j 加入 P'

5) end for

6) P' 代入式 (1) 求出 P_{SL} 的峰值 $p_{\max}$, 对应频率 f_i, 取倒数表示周期 T_i

7) 按照式 (2) 求出 $p_{\max}$ 的错误预警概率 P_{ri}

8) $q_i = t_i, \text{place} - \text{id}_i, T_i, P_{ri}$ 将 q_i 加入 Q 中

9) end for

输出　带有周期的 GPS 轨迹序列 $Q = \{q_1, q_2, \cdots, q_n\}$。

3　活动语义识别

基于周期模式挖掘的语义识别流程如图 1。首先, 将用户的活动轨迹聚类成若干个轨迹簇, 然后为不同轨迹簇中的每个轨迹点分配一个独特的 ID 作为识别周期模式的地点标识。之后使用这些地点标识识别出每个活动发生的周期模式, 计算活动轨迹中心点, 利用轨迹中心点获取活动地点附近的 POI 信息, 最后将这些特征作为随机森林分类器的输入识别用户的活动义。

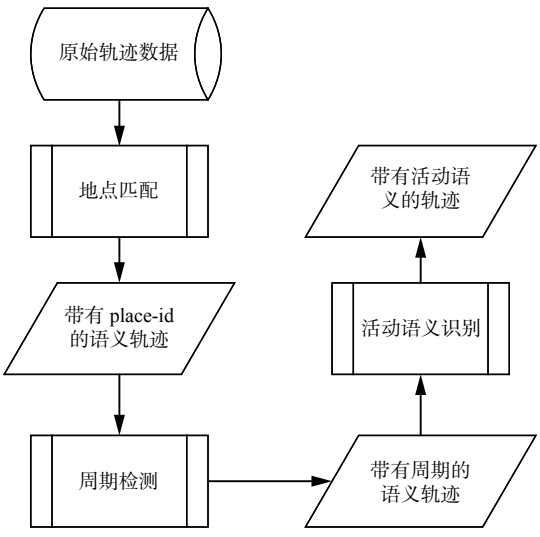


图 1　本文提出的方法总体流程

Fig. 1　Overall procedure of our proposed method

3.1　特征提取

时空轨迹具有序列性、时空紧密性、不规矩的时间间隔、空间层次性和包含背景语义信息等特征。序列性指前后 2 个相邻的轨迹点在时间上有先后顺序。紧密性指轨迹的空间特征和时间特征紧密相连, 不能分割。不规则的时间间隔指现实生活中由设备采集到的数据是非均值采样。空间层次性指人的时空轨迹是区域聚集性和在不同板块下有不同的层次表示。背景语义能一定程度上反映活动者在这个地方进行的活动类型。针对这些特性, 本文加入了用户活动参考点的经纬度作为空间特征。通过地图 API (application programming interface) 获得的 POI 信息, 作为背景语义特征。进行活动的起始时间、活动的时长、活动的日期 (活动发生的年份、月份、日期、是否周末) 作为时间特征, 以及活动的周期特征 (包含识别周期过程中每个周期对应的错误预警概率)。

3.2　模型选择

随机森林是采用有放回抽样的方式从训练集中选取一定比例的样本和一定个数的特征作为子训练集, 使用多个决策树在不同的子训练集中进行分类, 并且将最后多数分类器得到的分类结果作为最终分类结果的分类器。该分类器有较好的抗噪性, 并且在高维和大数据的数据集下有很好的分类性能, 本文采用随机森林算法识别活动语义。

3.2.1　决策树

决策树模型呈树形结构, 在分类问题中, 表示基于特征对实例进行分类的过程。决策树学习过程包含 3 个步骤: 特征选择、决策树的生成和决策树的剪枝。

1) 特征选择。

通过计算并比较特征的信息熵或者基尼系数进行特征选择。在分类问题中, 设有 K 个类别, 样本属于第 k 个类别的概率为 p_k, 则概率分布的基尼系数由式 (4) 得到:

$$\text{Gini}(p) = 1 - \sum_{k=1}^{K} p_k^2 \tag{4}$$

样本集合 D 的基尼指数为

$$\text{Gini}(D) = 1 - \sum_{k=1}^{K} \left(\frac{|C_k|}{|D|}\right)^2 \tag{5}$$

式中 C_k 为数据集 D 中属于 k 类的样本子集。如果数据集 D 根据特征 A 在某个取值 a 上进行分割, 得到 D_1、D_2 2 个部分后, 那么在特征 A 下集合 D 的基尼系数表示为

$$\text{Gini}(D, A) = \frac{|D_1|}{|D|}\text{Gini}(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|}\text{Gini}(D_2) \tag{6}$$

2) 决策树生成。

决策树生成有 ID3、C4.5 和分类回归树 (classification and regression tree, CART)。

本文用到的是 CART 算法构建分类树。CART 算法采用基尼系数作为评判准则，通过式 (6) 选取使得基尼系数最小的特征和对应特征取值递归构建二叉树分类树进行分类。

3) 决策树的剪枝。

决策树生成算法递归地产生决策树，直到不能进行下去为止。这样的算法产生的树对训练数据分类很准确，但对未知数据集的分类往往没有那么准确—过拟合。解决过拟合的方式是考虑生成树的复杂度，对已经生成的决策树进行简化—剪枝。

3.2.2　基于随机森林的活动语义分类

随机森林是由很多独立的决策树组成的一个森林，每棵树之间相互独立，在最终模型组合时，通过投票的方式决定最终的分类结果。

算法 3 活动语义识别算法。

输入　提取完的活动轨迹特征矩阵 $\boldsymbol{M}$。

1) 将特征矩阵分成训练集 $\boldsymbol{M}_1$ 和测试集 $\boldsymbol{M}_2$。

2) 从训练集 $\boldsymbol{M}_1$ 中随机有放回选取一定比例的样本 $\boldsymbol{M}_{1i}$(i 表示第 i 棵决策树) 作为一棵决策树的输入样本。

3) 通过 CART 方法构建 n 个决策树，将所有决策树的分类结果概率最高的作为随机森立分类器的结果。

4) n 从 1~200 变化，得到分类器最好精度时对应的决策树的个数。

5) 将训练完成的分类器放在测试集上测试。输出模型的训练和测试精度。

输出　模型的精度。

4　实验结果与分析

4.1　实验设置

本文采用的数据是来自 Yang 等[24] 通过 Foursquare 提供的开发者 API 收集的来自纽约和东京 2 个城市用户的签到数据，数据有 8 个特征：用户 ID、活动地点 ID、场地类别 ID、场地类别名称、经度、纬度、UTC 时间、时间偏移量。东京数据集 TKY 包含 57 万条数据，纽约数据集 NYC 包含 22 万条数据，这 2 个城市的签到数据集时间跨度超过 10 个月，从 2012 年 4 月 12 日—到 2013 年 2 月 16 日纽约 1 083 个用户和东京 2 293 个用户的签到数据记录。在有无周期对比实验中本文根据签到地点名称采用多专家决策的方法最终标记为 12 类 (Shopping, Restaurant, Work, Travel, Entertainment, Service, Meeting, Education, Sports, Rest, Medical, Art)。实验中，为了能识别用户的周期，设定少于 5 次访问次数的地点为用户不常去的地点，没有周期性,实验中去除了这些数据。TKY 签到数据中标签分布如图 2，标记完的签到数据如图 3。

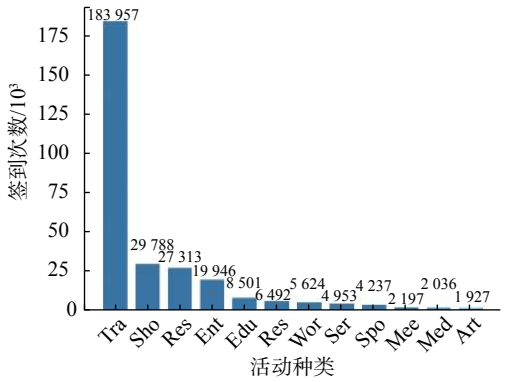


图 2　签到数据种类分布

Fig. 2　Distribution of check-ins categories

user_id	placeID	place_itemsID	place_name	lat	lng	time_offset	time	label
1541	40fd5af4bf58dd8d4891	Cosmetics Sl	35.705	139.62	540	Tue Apr		Shopping
868	4b7b88f4bf58dd8d4891	Ramen / 　No	35.716	139.8	540	Tue Apr		Restaurant
114	4c16fdd 4d954b0ea243	Convenience	35.715	139.48	540	Tue Apr		Shopping
868	4c178634bf58dd8d4891	Food & Drin	35.726	139.78	540	Tue Apr		Restaurant
1458	4f568304f2a210c4b902	Housing Dev	35.656	139.73	540	Tue Apr		Work
1541	4b83b2f4bf58dd8d4891	Furniture / H	35.705	139.62	540	Tue Apr		Shopping
1541	4ea281c4d954b0ea243	Convenience	35.706	139.62	540	Tue Apr		Shopping
114	4b3eae54bf58dd8d4891	Train Station	35.7	139.48	540	Tue Apr		Travel
1635	4cca7bd4bf58dd8d4891	Other Great	35.756	139.73	540	Tue Apr		Entertainment
2033	4b5c7674bf58dd8d4891	Ramen / 　No	35.693	139.7	540	Tue Apr		Restaurant

图 3　签到数据样式

Fig. 3　Examples of check-ins data

4.2　实验结果

4.2.1　周期模式的识别

识别周期模式中，识别的周期通常指最小正周期，因此需要传入周期的取值范围限制识别出周期的大小。去除 10 个月少于 5 次签到的数据周期为 (0, 1 440) 小时 (1 个月按 30 d 计算)，某个用户的某个活动周期—频率图如图 4 所示，通过图 5 中周期—频率图得到最大峰值对应的周期为 24.15 h。这表明用户在这个地方的活动每隔 24.15 h 会发生一次。

4.2.2　活动语义识别结果

为了验证周期特征对活动语义识别的有效性，本文在相同的实验条件下，对比了加入和不加入周期模式特征进行活动语义的识别的性能。分别使用准确度、精准率、召回率、F_1 值对分类结果进行的评价，其计算为

$$\text{precison} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP}+\text{FP})} \tag{7}$$

$$\text{accuracy} = \frac{(\text{TP}+\text{TN})}{(\text{TP}+\text{FP}+\text{TN}+\text{FN})} \tag{8}$$

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP}+\text{FN})} \tag{9}$$

$$F_1 = \frac{\text{precison} \times \text{recall}}{2(\text{precison} + \text{recall})} \tag{10}$$

式中：TP、FP、TN、FN 表示将正类分正确、将正类分错误、将负类分正确、负类分错误的个数。

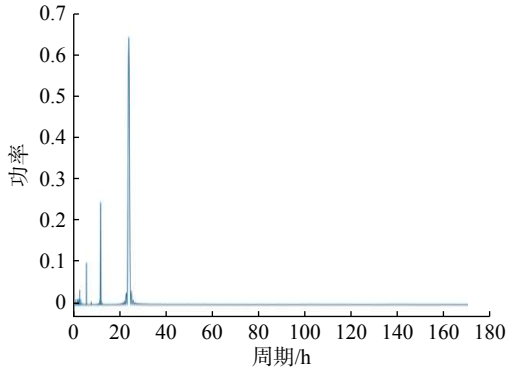


图 4　某个特定活动对应的 LombScargle 功率—频率
Fig. 4　LombScargle power-frequency diagram corresponding to a specific activity

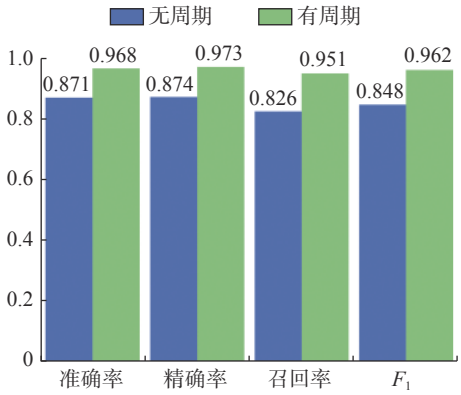


图 5　有无周期的分类结果
Fig. 5　The histogram without or with period

在周期模式特征中加入错误预警概率作为联合周期特征，随机森林最后参数设置为 n-estimator=84，在 TKY 数据集上得到的实验结果如图 5 所示。加入周期特征后准确率从 0.871 提升到 0.968，精准率从 0.874 提升到 0.973，召回率从 0.826 提升到 0.951，F_1 值从 0.848 提升到 0.962。由数值结果可以看出加入周期特征后在各个分类结果中都取得了 10% 以上的提升。

分别绘制每个分类的结果，得到加入周期特征前后的混淆矩阵如图 6、图 7，矩阵横轴表示预测的类别，纵轴表示真实的类别。方格对角线的值表示识别正确的类别占总类别的比值，其中空白表示值为 0，即在预测样本中完成分类正确。从图 6 中可以看出，没有加入周期前模型对 Edu(Education)、Spo(Sport)、Res(Restaurant) 这几种活动的识别精度较低 (0.726, 0.689, 0.707)，加入周期模式特征后这些活动的识别效果得到了 20% 左右的提升，识别精度均超过 0.9。从图 6 可以看出，Edu 和 Sho、Spo 和 Sho、Res 和 Ser(Service) 混淆得最为严重，其原因在于人类在学习、运动的活动中，进行活动的时间和场所受个人偏好影响比较大，这些活动的持续时间较长，在特征方面容易与购物、饮食和社会服务（银行，派出所，居委会，政府等社会公共设施内进行的活动）等行为混淆。由于人类的这些行为周期性比较明显，加上周期模式特征后，这些行为会被更加准确地识别出来。

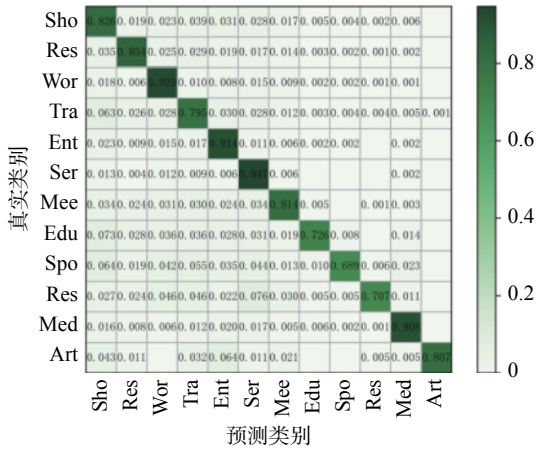


图 6　不加入周期特征的混淆矩阵
Fig. 6　The confusion matrix without period

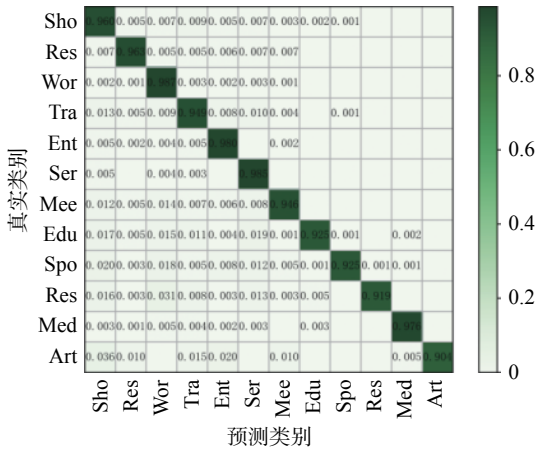


图 7　加入周期特征的混淆矩阵
Fig. 7　The confusion matrix with period

为了验证本文方法有更好的识别精度，本文和文献 [24-25] 在相同的数据集下 (东京市签到数据集、纽约市数据集) 进行实验。本文和文献 [24-25] 都采签到地点名称作为用户的活动语义标签，TKY 数据集包含的标签个数为 247 个，NYC 包含的标签个数为 251 个。实验结果如表 1，LIAO 等[25] 采用 2 个基学习器和一个元学习器将时间特征和序列特征整合用于预测用户的活动目的和活动位置，YANG 等[24] 提出一种上下文感知框架对用户活动偏好进行推理，从而识别用户的活动语义。

实验结果如表 1 所示，在 NYC 数据集上本文的识别方法相对于 LIAO 提升精度 35.9%，相对于 YANG 提升了 10.8%。在 TKY 数据集上分别提升了 37.8% 和 23.7%。实验结果表明周期模式挖掘算法具有更好的识别精度，也验证了用户在长时间活动轨迹中周期性的重要作用。

表 1　识别算法对比结果

Table 1　The comparison results of recognition algorithms

数据集	算法	精度
NYC	LIAO	0.284
	YANG	0.535
	本文	0.643
TKY	LIAO	0.401
	YANG	0.542
	本文	0.779

5　结束语

本文通过对比是否加入周期特征的方法，验证了加入周期模式能有效提高活动语义的识别性能；同时，在与 LIAO、YANG 方法的对比中可以发现本文的方法具有更好的识别精度，验证了本文方法的有效性。本文充分利用了人的部分活动带有显著的周期性这一特点，挖掘了历史活动的周期模式，来提高对当前活动的识别的准确性。因此本文方法更适合个体活动记录的时间跨度较大的数据场景，以便更好地捕捉活动的周期特征。本文的活动语义识别方法是基于周期模式特征为主要特征，因此对于人的部分不频繁的活动模式识别效果不佳，这也是未来要研究的方向之一。

参考文献：

[1] ZHENG Yu. Trajectory data mining: an overview[J]. ACM transactions on intelligent systems and technology, 2015, 6(3): 1–41.

[2] SIŁA-NOWICKA K, VANDROL J, OSHAN T, et al. Analysis of human mobility patterns from GPS trajectories and contextual information[J]. International journal of geographical information science, 2016, 30(5): 881–906.

[3] 郭黎敏, 高需, 武斌, 等. 基于停留时间的语义行为模式挖掘 [J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(1): 111–122.
GUO Limin, GAO Xu, WU Bin, et al. Discovering common behavior using staying duration on semantic trajectory[J]. Journal of computer research and development, 2017, 54(1): 111–122.

[4] 姚迪, 张超, 黄建辉, 等. 时空数据语义理解: 技术与应用 [J]. 软件学报, 2018, 29(7): 2018–2045.
YAO Di, ZHANG Chao, HUANG Jianhui, et al. Semantic understanding of spatio-temporal data: technology and application[J]. Journal of software, 2018, 29(7): 2018–2045.

[5] LU Mingqi, CHEN Ling, XU Zhenxing, et al. The discovery of personally semantic places based on trajectory data mining[J]. Neurocomputing, 2016, 173: 1142–1153.

[6] WAN Chengcheng, ZHU Yanmin, YU Jiadi, et al. SMOPAT: mining semantic mobility patterns from trajectories of private vehicles[J]. Information sciences, 2018, 429: 12–25.

[7] ZHANG Dongzhi, LEE K, LEE I. Mining hierarchical semantic periodic patterns from GPS-collected spatio-temporal trajectories[J]. Expert systems with applications, 2019, 122: 85–101.

[8] ZHANG Dongzhi, LEE K, LEE I. Hierarchical trajectory clustering for spatio-temporal periodic pattern mining[J]. Expert systems with applications, 2018, 92: 1–11.

[9] SONG Chaoming, KOREN T, WANG Pu, et al. Modelling the scaling properties of human mobility[J]. Nature physics, 2010, 6(10): 818–823.

[10] SONG Chaoming, QU Zehui, BLUMM N, et al. Limits of predictability in human mobility[J]. Science, 2010, 327(5968): 1018–1021.

[11] 苏杭. 基于电信位置数据的用户活动推测及行为模式分析 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2018: 1–84.
SU Hang. User activity inference and behavior pattern analysis based on mobile phone data[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018: 1–84.

[12] 崔家祥. 基于移动通信数据的用户移动行为分析与位置预测 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2018: 1–73.
CUI Jiaxiang. User mobility analysis and location prediction based on mobile communication data[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018: 1–73.

[13] 周超然. 基于大规模 GPS 轨迹数据的活动链信息分析方法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2017: 80–88.
ZHOU Chaoran. Research on methods of activity-chain information analysis based on large scale GPS tracking data[D]. Changchun: Jilin University, 2017: 80–88.

[14] 殷浩腾, 刘洋. 基于社交属性的时空轨迹语义分析 [J]. 中国科学: 信息科学, 2017, 47(8): 1051–1065.
YIN Haoteng, LIU Yang. Semantic analysis of spatial temporal trajectory in LBSNs[J]. Scientia sinica informationis, 2017, 47(8): 1051–1065.

[15] 郭茂祖, 张彬, 赵玲玲, 等. 基于联合特征和 XGBoost 的活动语义识别方法 [J]. 计算机应用, 2020, 40(11): 3159–3165.
GUO Maozu, ZHANG Bin, ZHAO Lingling, et al. Active semantic recognition method based on joint features and XGBoost[J]. Journal of computer applications, 2020, 40(11): 3159–3165.

[16] LI Zhenhui, DING Bolin, HAN Jiawei, et al. Mining periodic behaviors for moving objects[C]//Proceedings of the 16th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Washington, USA, 2010: 1099–1108.

[17] ZHANG Dongzhi, LEE K, LEE I. Semantic periodic pattern mining from spatio-temporal trajectories[J]. Information sciences, 2019, 502: 164–189.

[18] LOMB N R. Least-squares frequency analysis of unequally spaced data[J]. Astrophysics and space science, 1976, 39(2): 447–462. .

[19] SCARGLE J D. Studies in astronomical time series analysis. II-Statistical aspects of spectral analysis of unevenly spaced data[J]. Astrophysical journal, 1982, 263: 835–853.

[20] BOUKHECHBA M, BOUZOUANE A, BOUCHARD B, et al. Online recognition of people's activities from raw GPS data: semantic trajectory data analysis[C]//Proceedings of the 8th ACM International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments. Corfu, Greece, 2015: 1–8.

[21] GLYNN E F, CHEN Jie, MUSHEGIAN A R. Detecting periodic patterns in unevenly spaced gene expression time series using Lomb–Scargle periodograms[J]. Bioinformatics, 2006, 22(3): 310–316.

[22] BERMINGHAM L, LEE I. Mining place-matching patterns from spatio-temporal trajectories using complex real-world places[J]. Expert systems with applications, 2019, 122: 334–350.

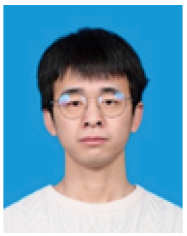
[23] VANDERPLAS J T. Understanding the Lomb–Scargle periodogram[J]. The astrophysical journal supplement series, 2018, 236(1): 1–15.

[24] YANG Dingqi, ZHANG Daqing, ZHENG V W, et al. Modeling user activity preference by leveraging user spatial temporal characteristics in LBSNs[J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems, 2015, 45(1): 129–142.

[25] LIAO Dongliang, ZHONG Yuan, LI Jing. Location prediction through activity purpose: integrating temporal and sequential models[C]//Proceedings of the 21st Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Jeju, South Korea, 2017: 711–723.

作者简介:

郭茂祖, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器学习、智慧城市、生物信息学。主持和参与国家自然科学基金面上项目、北京市属高校高水平创新团队建设计划项目和北京市教委科技计划重点项目等, 获得教育部高等学校科学研究优秀成果自然科学二等奖、省科技进步二等奖、吴文俊人工智能自然科学奖二等奖等。发表学术论文 200 余篇。



邵首飞, 硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理理论与方法、机器学习、智慧城市。

赵玲玲, 副教授, 博士, 主要研究方向为城市计算、生物信息学。主持和参与多项国家自然科学基金项目。发表学术论文 40 余篇。