



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110351653 A

(43)申请公布日 2019. 10. 18

(21)申请号 201910581470.4

(22)申请日 2019.06.29

(71)申请人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381号

(72)发明人 林永杰 黄紫林

(74)专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

代理人 何淑珍 陈伟斌

(51)Int.Cl.

H04W 4/02(2018.01)

H04W 4/029(2018.01)

H04W 64/00(2009.01)

G01S 11/06(2006.01)

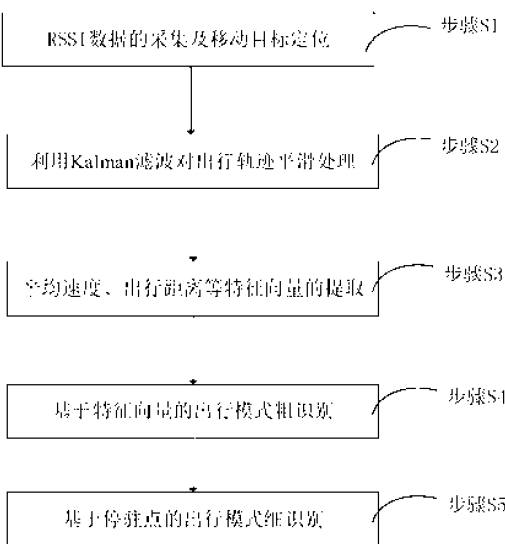
权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种基于无线信号的交通出行模式识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,包括以下几个步骤:步骤S1、采集RSSI数据,定位移动目标定位;步骤2、利用Kalman滤波对出行轨迹进行平滑处理;步骤3、确定单一用户出行形成的出行轨迹,提取出行轨迹中关于平均速度和出行距离的特征向量,得到出行者的出行特征;步骤S4、基于特征向量的对粗识别出行模式进行识别,所述粗识别出行模式包括步行模式、自行车模式以及机动车模式;步骤S5、基于停靠点的对细识别出行模式进行识别,所述细识别出行模式包括公交模式以及小汽车模式。本发明实时动态性强、识别类型广和精度高的优势,可为城市交通规划、设计、控制、管理与监控等提供准确的基础数据支撑。



1. 一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S1、采集RSSI数据,定位移动目标;

步骤S2、利用Kalman滤波对出行轨迹进行平滑处理;

步骤S3、确定单一用户出行形成的出行轨迹,提取出行轨迹中关于平均速度和出行距离的特征向量,得到出行者的出行特征;

步骤S4、基于特征向量的对粗识别出行模式进行识别,所述粗识别出行模式包括步行模式、自行车模式以及机动车模式;

步骤S5、基于停驻点的对细识别出行模式进行识别,所述细识别出行模式包括公交模式以及小汽车模式。

2. 根据权利要求1所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,步骤S1的采集RSSI数据,定位移动目标定位具体是通过在道路两侧布置的WI-FI嗅探设备,得到移动目标的RSSI数据,再通过加权质心算法估算出移动目标的经纬度坐标;

所述RSSI数据包括移动目标的MAC地址、RSSI信号强度和TIME时间戳;

所述加权质心定位算法是利用加权因子来表示各WI-FI嗅探设备距离对质心位置的影响程度,加权质心定位算法如下式所示:

$$\begin{cases} x = \frac{\frac{x_1}{d_1+d_2} + \frac{x_2}{d_2+d_3} + \frac{x_3}{d_1+d_3}}{\frac{1}{d_1+d_2} + \frac{1}{d_2+d_3} + \frac{1}{d_1+d_3}} \\ y = \frac{\frac{y_1}{d_1+d_2} + \frac{y_2}{d_2+d_3} + \frac{y_3}{d_1+d_3}}{\frac{1}{d_1+d_2} + \frac{1}{d_2+d_3} + \frac{1}{d_1+d_3}} \end{cases}$$

式中,x为定位点x轴坐标;y为定位点y轴坐标; x_1 、 x_2 、 x_3 分别是三个WI-FI嗅探设备参考点x轴坐标; y_1 、 y_2 、 y_3 分别是三个WI-FI嗅探设备参考点y轴坐标; d_1 、 d_2 、 d_3 分别为三个WI-FI嗅探设备RSSI转换得到的距离值。

3. 根据权利要求1所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,步骤S2,Kalman滤波的轨迹处理包括如下:

状态预测方程:

$$a(j|j-1) = a(j-1|j-1) + W(j)$$

$$P(j|j-1) = P(j-1|j-1) + Q$$

转移更新方程:

$$a(j|j) = a(j|j-1) + Kg(j) \cdot (Z(j) - a(j|j-1))$$

$$Kg(j) = P(j|j-1) / (P(j|j-1) + R)$$

$$P(j|j) = (I - Kg(j)) \cdot P(j|j-1)$$

上述式中, $a(j|j-1)$ 为根据上一时刻预测得到的当前时刻定位点;j为当前定位时刻; $a(j-1|j-1)$ 为上一时刻预测的定位点, $W(j)$ 为噪声; $P(j|j-1)$ 是 $a(j|j-1)$ 对应的协方差矩阵; $P(j-1|j-1)$ 是 $a(j-1|j-1)$ 对应的协方差矩阵; Q 为转移过程协方差向量; $Z(j)$ 为当前时刻定位点; I 为与 $Kg(j)$ 同阶且元素全为1的矩阵; $Kg(j)$ 为Kalman滤波增益; R 为测量噪声; a

$(j|j)$ 为当前时刻定位点的更新值, $P(j|j)$ 为当前状态的更新值。

4. 根据权利要求1所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法, 其特征在于, 步骤S3所述的出行轨迹是通过MAC地址确定, 所述提取出行轨迹中关于平均速度和出行距离的特征向量, 得到出行者的出行特征, 具体如下:

(1) 平均速度 $\overline{V}_{(j-1,j)}$

经过Kalman滤波后的出行轨迹为平滑曲线, 用两点间平滑曲线距离与出行时间的比值作为两点间平均速度估算, 两点间平滑曲线距离 ds 如下:

$$ds = \sqrt{1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2} dx$$

其中, x, y 为定位点坐标;

$$\overline{V}_{(j-1,j)} = \frac{s_{(j-1,j)}}{\Delta t_{(j-1,j)}}$$

$$\Delta t_{(j-1,j)} = t_{(j)} - t_{(j-1)}$$

其中, $s_{(j-1,j)}$ 为第 j 个定位点与第 $j-1$ 个定位点之间的曲线距离, $t_{(j)}$ 、 $t_{(j-1)}$ 分别为对应的时刻;

(2) 出行距离 H

$$H = \sum_{j=1}^J s_{(j-1,j)}$$

出行距离反映出行者的移动特征, 用所有定位点的距离之和作为出行距离。

5. 根据权利要求1所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法, 其特征在于, 步骤S4的识别过程包括以下步骤:

步骤S41、根据速度特征匹配法得出速度匹配率, 当速度匹配率大于步行匹配常数设定值时, 执行步骤S42, 反之, 执行步骤S45;

步骤S42、根据出行距离特征匹配法进行机动车出行模式识别, 当距离特征满足机动车出行模式特征时, 执行步骤S43, 反之, 执行步骤S44;

步骤S43、识别为机动车出行模式;

步骤S44、识别为自行车出行模式;

步骤S45、识别为步行出行模式。

6. 根据权利要求5所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法, 其特征在于, 所述速度特征匹配法是通过出行轨迹提取到的平均速度 $\overline{V}_{(j-1,j)}$ 与粗识别出行模式中的三种模式的出行速度进行对比, 得到不同模式下的速度匹配率 M_k :

$$M_k = \frac{\overline{V}}{V_k}$$

式中, $k = \{1, 2, 3\}$, 当 $k=1$ 时为步行模式, 当 $k=2$ 时为自行车模式, 当 $k=3$ 时为机动车模式; \overline{V} 表示出行轨迹的平均速度; V_k 表示理论出行速度上限, 理论情况下, 步行速度理论出行速度在 0-8km/h, 自行车速度理论出行速度在 10-18km/h 之间, 机动车理论出行速度在 20-40km/h 之间;

所述出行距离特征匹配法是对自行车模式和机动车模式的出行轨迹进行出行距离特征匹配:

$$N = \frac{H}{\lambda}$$

其中, λ 为出行距离常量;如果 $N > 1$,则认为是机动车模式,反之,则认为是自行车模式; H 表示出行距离。

7. 根据权利要求1所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,步骤S5的识别过程包括以下步骤:

步骤S51、运用DBSCAN聚类算法对步骤S4识别为机动车模式的出行轨迹进行识别,得到轨迹中的停驻点位置;

步骤S52、融合GIS公交站点数据,得到停驻点与各公交站点之间的距离,如果两者的间距小于阈值,则认为该次停车是在公交站点附近进行的;执行步骤S53,反之,执行步骤S55;

步骤S53、计算站点停靠率,如果该出行轨迹停靠的站点停靠率小于阈值,执行步骤S56,反之,执行S54;

步骤S54、识别为公交出行模式;

步骤S55、识别为该次停车不在公交站点附近进行;

步骤S56、识别为小汽车出行模式。

8. 根据权利要求6所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,所述DBSCAN聚类算法是以邻域 ϵ 内最少点数为目标对出行轨迹进行识别,并区分出静止的停驻点片段,从而得到轨迹中的停驻点片段。

9. 根据权利要求6所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,所述驻点与各公交站点之间的距离 L_r 如下式:

$$L_r = \sqrt{(x_j - x_r)^2 + (y_j - y_r)^2}$$

其中, (x_j, y_j) 为停驻点坐标, (x_r, y_r) 为实际公交车站 r 的坐标。

10. 根据权利要求6所述的一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,其特征在于,所述站点停靠率 w 为该出行轨迹停靠的站点数占沿线的所有公交站点数的比例:

$$w = \frac{\sum n_r}{R}$$

其中 $n_r = \begin{cases} 0, & (L_r \geq L) \\ 1, & (L_r < L) \end{cases}$, $n_r = 1$ 代表该车辆在公交站 r 处停车, $n_r = 0$ 代表该车辆不在公交站 r 处停车, r 表示第 r 个公交站点, L 表示阈值, R 代表该出行轨迹沿线经过的公交车站总数,

n_r 表示站点停靠数。

一种基于无线信号的交通出行模式识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及交通出行信息技术领域,特别是涉及一种基于无线信号的交通出行模式识别方法。

背景技术

[0002] 交通监控系统是城市智能交通系统的重要组成部分,智能交通系统的建立需要实时、动态、大范围的提取道路的交通信息,尤其是个体出行轨迹。过去因技术条件的限制,往往采用问卷调查和抽样调查的方式研究居民的起讫点出行特征,无法实时监测城市交通网络的出行结构,特别是客流分配情况。目前,对于交通出行模式识别较多研究采用GPS数据,但该技术定位请求是由GPS终端主动发起,主动性掌握在终端,终端不想请求定位即卸载终端预装的系统或是关闭GPS即可终止。GPS定位为匿名请求,服务器无法主动去定位某一个终端的位置,无法满足城市交通监控系统全覆盖的要求。近年来,随着WI-FI被动定位技术的普及,基于无线信号(WIFI)的被动定位技术为城市交通出行模式识别带来了新的可能。

[0003] 目前,对于交通出行模式的识别方法,主要采用决策树、贝叶斯网、支持向量机、条件随机场等模式识别方法,其算法需要大量的训练样本支持,存在复杂度高、运算量大、准确性低等问题,无法满足智慧城市实时监控的要求。综上,急需建立一种简洁、基于个体数据的交通出行模式识别方法。

发明内容

[0004] 为克服现有技术的不足,本发明提供一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,根据WI-FI嗅探设备连续采集到的出行者所持硬件设备发射出现来的无线信号,组成时空轨迹序列集合,并提出一系列处理方法实现交通出行模式的快速、准确识别。

[0005] 本发明至少通过如下技术方案之一实现。

[0006] 一种基于无线信号的交通出行模式识别方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤S1、采集RSSI数据,定位移动目标;

[0008] 步骤S2、利用Kalman滤波对出行轨迹进行平滑处理。受遮蔽物、环境变化影响,RSSI信号会出现震荡现象,导致定位点在真实位置附近波动,Kalman滤波能够很好地收拢定位点摆晃和漂移;

[0009] 步骤S3:确定单一用户出行形成的出行轨迹,提取出行轨迹中关于平均速度和出行距离的特征向量,得到出行者的出行特征;

[0010] 步骤S4、:基于特征向量的对粗识别出行模式进行识别,所述粗识别出行模式包括步行模式、自行车模式以及机动车模式;

[0011] 步骤S5、基于停驻点的对细识别出行模式进行识别,所述细识别出行模式包括公交模式以及小汽车模式。

[0012] 进一步的,步骤S1的采集RSSI数据,定位移动目标定位具体是通过在道路两侧布置的WI-FI嗅探设备,得到移动目标的RSSI数据,再通过加权质心算法估算出移动目标的经

纬度坐标；

[0013] 所述RSSI数据包括移动目标的MAC地址、RSSI信号强度和TIME时间戳；

[0014] 所述加权质心定位算法是利用加权因子来表示各WI-FI嗅探设备距离对质心位置的影响程度，加权质心定位算法如下式所示：

$$[0015] \quad \begin{cases} x = \frac{\frac{x_1}{d_1+d_2} + \frac{x_2}{d_2+d_3} + \frac{x_3}{d_1+d_3}}{\frac{1}{d_1+d_2} + \frac{1}{d_2+d_3} + \frac{1}{d_1+d_3}} \\ y = \frac{\frac{y_1}{d_1+d_2} + \frac{y_2}{d_2+d_3} + \frac{y_3}{d_1+d_3}}{\frac{1}{d_1+d_2} + \frac{1}{d_2+d_3} + \frac{1}{d_1+d_3}} \end{cases}$$

[0016] 式中，x为定位点x轴坐标；y为定位点y轴坐标； x_1 、 x_2 、 x_3 分别是三个WI-FI嗅探设备参考点x轴坐标； y_1 、 y_2 、 y_3 分别是三个WI-FI嗅探设备参考点y轴坐标； d_1 、 d_2 、 d_3 分别为三个WI-FI嗅探设备RSSI转换得到的距离值。

[0017] 进一步的，步骤S2，Kalman滤波的轨迹处理包括如下：

[0018] 状态预测方程：

$$[0019] \quad a(j|j-1) = a(j-1|j-1) + W(j)$$

$$[0020] \quad P(j|j-1) = P(j-1|j-1) + Q$$

[0021] 转移更新方程：

$$[0022] \quad a(j|j) = a(j|j-1) + Kg(j) \cdot (Z(j) - a(j|j-1))$$

$$[0023] \quad Kg(j) = P(j|j-1) / (P(j|j-1) + R)$$

$$[0024] \quad P(j|j) = (I - Kg(j)) \cdot P(j|j-1)$$

[0025] 上述式中， $a(j|j-1)$ 为根据上一时刻预测得到的当前时刻定位点；j为当前定位时刻； $a(j-1|j-1)$ 为上一时刻预测的定位点， $W(j)$ 为噪声； $P(j|j-1)$ 是 $a(j|j-1)$ 对应的协方差矩阵； $P(j-1|j-1)$ 是 $a(j-1|j-1)$ 对应的协方差矩阵；Q为转移过程协方差向量；Z(j)为当前时刻定位点；I为与Kg(j)同阶且元素全为1的矩阵；Kg(j)为Kalman滤波增益；R为测量噪声； $a(j|j)$ 为当前时刻定位点的更新值， $P(j|j)$ 为当前状态的更新值。

[0026] 进一步的，步骤S3所述的出行轨迹是通过MAC地址确定，所述提取出行轨迹中关于平均速度和出行距离的特征向量，得到出行者的出行特征，具体如下：

$$[0027] \quad (1) \text{ 平均速度 } \overline{V}_{(j-1,j)}$$

[0028] 经过Kalman滤波后的出行轨迹为平滑曲线，用两点间平滑曲线距离与出行时间的比值作为两点间平均速度估算，两点间平滑曲线距离ds如下：

$$[0029] \quad ds = \sqrt{1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2} dx$$

[0030] 其中，x、y为定位点坐标；

$$[0031] \quad \overline{V}_{(j-1,j)} = \frac{S_{(j-1,j)}}{\Delta t_{(j-1,j)}}$$

[0032] $\Delta t_{(j-1,j)} = t_{(j)} - t_{(j-1)}$

[0033] 其中, $s_{(j-1,j)}$ 为第 j 个定位点与第 $j-1$ 个定位点之间的曲线距离, $t_{(j)}$ 、 $t_{(j-1)}$ 分别为对应的时刻;

[0034] (2) 出行距离 H

[0035]
$$H = \sum_{j=1}^J s_{(j-1,j)}$$

[0036] 出行距离反映出行者的移动特征, 用所有定位点的距离之和作为出行距离。

[0037] 进一步的, 步骤S4的识别过程包括以下步骤:

[0038] 步骤S41、根据速度特征匹配法得出速度匹配率, 当速度匹配率大于步行匹配常数设定值时, 执行步骤S42, 反之, 执行步骤S45;

[0039] 步骤S42、根据出行距离特征匹配法进行机动车出行模式识别, 当距离特征满足机动车出行模式特征时, 执行步骤S43, 反之, 执行步骤S44;

[0040] 步骤S43、识别为机动车出行模式;

[0041] 步骤S44、识别为自行车出行模式;

[0042] 步骤S45、识别为步行出行模式。

[0043] 进一步的, 所述速度特征匹配法是通过出行轨迹提取到的平均速度 $\overline{V_{(j-1,j)}}$ 与粗识别出行模式中的三种模式的出行速度进行对比, 得到不同模式下的速度匹配率 M_k :

[0044]
$$M_k = \frac{\overline{V}}{V_k}$$

[0045] 式中, $k = \{1, 2, 3\}$, 当 $k=1$ 时为步行模式, 当 $k=2$ 时为自行车模式, 当 $k=3$ 时为机动车模式; \overline{V} 表示出行轨迹的平均速度; V_k 表示理论出行速度上限。理论情况下, 步行速度理论出行速度在 0-8km/h, 自行车速度理论出行速度在 10-18km/h 之间, 机动车理论出行速度在 20-40km/h 之间。

[0046] 所述出行距离特征匹配法是对自行车模式和机动车模式的出行轨迹进行出行距离特征匹配:

[0047]
$$N = \frac{H}{\lambda}$$

[0048] 其中, λ 为出行距离常量, 可以通过实际调查获得; 如果 $N > 1$, 则认为是机动车模式, 反之, 则认为是自行车模式; H 表示出行距离。

[0049] 进一步的, 步骤S5的识别过程包括以下步骤:

[0050] 步骤S51、运用DBSCAN聚类算法对步骤S4识别为机动车模式的出行轨迹进行识别, 得到轨迹中的停驻点片段;

[0051] 步骤S52、融合GIS公交站点数据, 得到停驻点与各公交站点之间的欧氏距离, 如果两者的间距小于阈值, 则认为该次停车是在公交站点附近进行的; 执行步骤S53, 反之, 执行步骤S55;

[0052] 步骤S53、计算站点停靠率, 如果该出行轨迹停靠的站点停靠率小于阈值, 执行步骤S56, 反之, 执行S54;

[0053] 步骤S54、识别为公交出行模式;

[0054] 步骤S55、识别为该次停车不在公交站附近进行；

[0055] 步骤S56、识别为小汽车出行模式。

[0056] 进一步的，所述DBSCAN聚类算法是以邻域 ε 内最少点数为目标对出行轨迹进行识别，并区分出静止的停驻点片段，从而得到轨迹中的停驻点片段。

[0057] 进一步的，步骤S52中所述驻点与各公交站点之间的距离 L_r 如下式：

$$[0058] \quad L_r = \sqrt{(x_j - x_r)^2 + (y_j - y_r)^2}$$

[0059] 其中， (x_j, y_j) 为停驻点坐标， (x_r, y_r) 为实际公交车站 r 的坐标。

[0060] 进一步的，所述站点停靠率 w 为该出行轨迹停靠的站点数占沿线的所有公交站点数的比例：

$$[0061] \quad w = \frac{\sum n_r}{R}$$

[0062] 其中 $n_r = \begin{cases} 0, & (L_r \geq L) \\ 1, & (L_r < L) \end{cases}$ ， $n_r=1$ 代表该车辆在公交站 r 处停车， $n_r=0$ 代表该车辆不在

公交站 r 处停车， r 表示第 r 个公交站点， L 表示阈值， R 代表该出行轨迹沿线经过的公交车站总数， n_r 表示站点停靠数。

[0063] 本发明的有益效果：本发明基于WI-FI定位技术，利用Kalman滤波算法得到平滑的出行轨迹，通过提取特征向量对出行模式进行粗识别和细识别，能有效识别步行、自行车、小汽车以及公交出行模式。本发明复杂度低、实时动态性强，可以为城市交通管理、监控提供科学的数据支撑，有着广阔的行业应用前景。

附图说明

[0064] 图1为本发明一种基本无线信号的交通出行模式识别方法的流程图；

[0065] 图2是本发明实施例示出的交通出行模式粗识别的流程图；

[0066] 图3是本发明实施例示出的交通出行模式细识别的流程图；

[0067] 图4是本发明实施例示出的停驻点识别的分析图。

具体实施方式

[0068] 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，下面结合附图对示例性实施例进行说明。

[0069] 如图1所示的一种基本无线信号的交通出行模式识别方法，其包括以下步骤：

[0070] 步骤S1、通过在道路两侧布置的大量WI-FI嗅探设备，可以得到移动目标的RSSI信号强度、TIME时间戳等信息。进一步地，运用加权质心定位算法，可以估算出移动目标的定位点。该算法利用加权因子来体现各WI-FI嗅探设备距离对质心位置的影响程度，具体如下式所示：

$$[0071] \quad \begin{cases} x = \frac{\frac{x_1}{d_1+d_2} + \frac{x_2}{d_2+d_3} + \frac{x_3}{d_1+d_3}}{\frac{1}{d_1+d_2} + \frac{1}{d_2+d_3} + \frac{1}{d_1+d_3}} \\ y = \frac{\frac{y_1}{d_1+d_2} + \frac{y_2}{d_2+d_3} + \frac{y_3}{d_1+d_3}}{\frac{1}{d_1+d_2} + \frac{1}{d_2+d_3} + \frac{1}{d_1+d_3}} \end{cases} \quad (1)$$

[0072] 式中,x为定位点x轴坐标;y为定位点y轴坐标; x_1 、 x_2 、 x_3 分别是三个WI-FI嗅探设备参考点x轴坐标; y_1 、 y_2 、 y_3 分别是三个WI-FI嗅探设备参考点y轴坐标; d_1 、 d_2 、 d_3 分别为三个WI-FI嗅探设备RSSI转换得到的距离值。

[0073] 步骤S2、利用Kalman滤波对出行轨迹进行平滑处理;

[0074] 上述定位点集合按照时间序列构成移动目标的出行轨迹,能够较好地应用于个体出行状态识别。

[0075] 设每个定位点包含I个特征向量,定义为 $a = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_I)$,其中 a_i 表示该定位点的第i个特征向量。定义第j个定位点为 $a_j = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_I)_j = (a_{1j}, \dots, a_{ij}, \dots, a_{Ij})$,其中 a_{ij} 表示第j个定位点的第i个特征向量。

[0076] 设某区间的出行轨迹共有J个定位点,则该出行轨迹按集合形式表示为: $A = \{a_1, \dots, a_j, \dots, a_J\}$ 。

[0077] 进一步地,用矩阵表示为:

$$[0078] \quad A_{i \times j} = (\alpha_1^T, \dots, \alpha_j^T, \dots, \alpha_J^T) = \begin{bmatrix} a_{11}, \dots, a_{1j}, \dots, a_{1J} \\ \dots, \dots, \dots \\ a_{i1}, \dots, a_{ij}, \dots, a_{iJ} \\ \dots, \dots, \dots \\ a_{I1}, \dots, a_{Ij}, \dots, a_{IJ} \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0079] 矩阵中 a_{ij} 表示时间序列中的第j个定位点及其包含的i个特征向量。

[0080] 考虑到无线信号易受遮蔽物、环境变化影响,RSSI信号会出现震荡现象,导致定位点在移动目标真实位置附近波动。为尽量降低其对后续研究的影响,利用Kalman滤波对出行轨迹平滑处理,能够很好地收拢定位点摆晃和漂移。

[0081] 基于Kalman滤波的轨迹处理具体如下:

[0082] 系统的状态预测方程:

$$[0083] \quad a(j|j-1) = a(j-1|j-1) + W(j) \quad (3)$$

$$[0084] \quad P(j|j-1) = P(j-1|j-1) + Q \quad (4)$$

[0085] 系统的转移更新方程:

$$[0086] \quad a(j|j) = a(j|j-1) + Kg(j) \cdot (Z(j) - a(j|j-1)) \quad (5)$$

$$[0087] \quad Kg(j) = P(j|j-1) / (P(j|j-1) + R) \quad (6)$$

$$[0088] \quad P(j|j) = (I - Kg(j)) \cdot P(j|j-1) \quad (7)$$

[0089] 上述式中, $a(j|j-1)$ 为根据上一时刻预测得到的当前时刻定位点;j为当前定位时

刻; $a(j-1|j-1)$ 为上一时刻预测的定位点, $w(j)$ 为系统噪声; $P(j|j-1)$ 是 $a(j|j-1)$ 对应的协方差矩阵; $P(j-1|j-1)$ 是 $a(j-1|j-1)$ 对应的协方差矩阵; Q 为系统转移过程协方差向量; $Z(j)$ 为当前时刻定位点; I 为与 $K_g(j)$ 同阶的元素全为1的矩阵; $K_g(j)$ 为Kalman滤波增益; R 为测量噪声, $\alpha(j|j)$ 为当前时刻定位点的更新值, $P(j|j)$ 为当前状态的更新值。

[0090] 步骤S3、交通出行模式最核心的部分是分析各类出行方式的特征,从而确定特征变量与判别阈值。通过WI-FI嗅探设备中MAC地址确定单一用户出行形成的出行轨迹,计算提取经过Kalman滤波后出行轨迹中关于平均速度、出行距离的特征向量,得到出行者的出行特征,具体如下:

[0091] (1) 平均速度 $\overline{V}_{(j-1,j)}$

[0092] 经过Kalman滤波后的出行轨迹为平滑曲线。用两点间平滑曲线距离与出行时间的比值作为两点间平均速度估算。两点间平滑曲线距离公式如下:

$$[0093] \quad ds = \sqrt{1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2} dx \quad (8)$$

[0094] 其中, x 、 y 为定位点坐标。进一步地,得到两点间平均速度,如下式所示

$$[0095] \quad \overline{V}_{(j-1,j)} = \frac{s_{(j-1,j)}}{\Delta t_{(j-1,j)}} \quad (9)$$

$$[0096] \quad \Delta t_{(j-1,j)} = t_{(j)} - t_{(j-1)} \quad (10)$$

[0097] 其中, $s_{(j-1,j)}$ 为第 j 个定位点与第 $j-1$ 个定位点之间的平滑曲线距离, $t_{(j)}$ 、 $t_{(j-1)}$ 分别为对应的时刻。

[0098] (2) 出行距离 H

$$[0099] \quad H = \sum_{j=1}^J s_{(j-1,j)} \quad (11)$$

[0100] 出行距离可以反映出出行者的移动特征,可以用所有定位点的距离之和作为出行距离。

[0101] 步骤S4、基于特征向量的出行模式粗识别。所述粗识别出行模式包括步行模式、自行车模式以及机动车模式,具体如图2所示,识别过程包括以下步骤:

[0102] 步骤S41、根据速度特征匹配法得出速度匹配率,当速度匹配率大于步行匹配常数设定值时(本发明实施例取0.7),执行步骤S42,反之,执行步骤S45;

[0103] 步骤S42、根据出行距离特征匹配法进行机动车出行模式识别,当距离特征满足机动车出行模式特征时,执行步骤S43,反之,执行步骤S44;

[0104] 步骤S43、识别为机动车出行模式;

[0105] 步骤S44、识别为自行车出行模式;

[0106] 步骤S45、识别为步行出行模式。

[0107] 不同交通方式具有不同运行速度数据特征,且在不同的速度值区间波动,步行、自行车和机动车这三种交通方式的出行速度有着显著差别。

[0108] 通过出行轨迹提取到的平均速度特征向量与这三种交通方式的理论出行速度进行对比,可以得到不同匹配方式下的速度匹配率,如下式所示。

$$[0109] \quad M_k = \frac{\bar{V}}{V_k} \quad (12)$$

[0110] 式中, $k = \{1, 2, 3\}$, 当 $k=1$ 时为步行模式, 当 $k=2$ 时为自行车模式, 当 $k=3$ 时为机动车模式; \bar{V} 表示出行轨迹的平均速度; V_k 表示理论出行速度上限, 理论情况下, 步行速度理论出行速度在 0-8km/h, 自行车速度理论出行速度在 10-18km/h 之间, 机动车理论出行速度在 20-40km/h 之间。

[0111] 在本发明较佳的实施例中, 设匹配常数为 0.7, 即

$$[0112] \quad 0.7 \leq M_k \leq 1 \quad (13)$$

[0113] 考虑到城市交通拥堵情况下, 自行车与机动车速度较为接近, 出行模式识别容易出行模糊、混淆的现象。对上述识别为自行车、机动车模式的出行轨迹进行出行距离特征匹配。

[0114] 对于城市交通出行模式, 出行距离是一个非常重要的影响因子。将出行轨迹的实际出行距离与可接受常量进行对比, 可对速度特征匹配的结果进行检验, 如下式所示。

$$[0115] \quad N = \frac{H}{\lambda} \quad (14)$$

[0116] 其中, λ 为出行距离常量, 可以通过实际调查获得。(步行与自行车模式的可接受距离一般在 4 公里以内, 因此本实施例 λ 取 4km); 如果 $N > 1$, 则认为是机动车模式, 反之, 则认为是自行车模式; H 表示出行距离。

[0117] 步骤 S5、基于停驻点的出行模式细识别。所述细识别出行模式包括公交模式以及小汽车模式, 具体如图 3 所示, 识别过程包括以下步骤:

[0118] 步骤 S51、运用 DBSCAN 聚类算法对步骤 S4 识别为机动车模式的出行轨迹进行识别, 得到轨迹中的停驻点位置;

[0119] 步骤 S52、融合 GIS 公交站点数据, 得到停驻点与各公交站点之间的距离, 如果两者的间距小于阈值, 则认为该次停车是在公交站点附近进行的; 执行步骤 S53, 反之, 执行步骤 S55;

[0120] 步骤 S53、计算站点停靠率, 如果该出行轨迹停靠的站点停靠率小于阈值, 执行步骤 S56, 反之, 执行 S54;

[0121] 步骤 S54、识别为公交出行模式;

[0122] 步骤 S55、识别为该次停车不在公交站附近进行;

[0123] 步骤 S56、识别为小汽车出行模式。

[0124] 具体的, 基于 DBSCAN 聚类算法进行停驻点识别, 出行轨迹中定位点的稀疏程度、点间距离可以表示反映个体出行的实时状态, 密集点表示出行者更类似于停驻, 稀疏点表明出行者更类似于移动。根据这一思想, 运用 DBSCAN 聚类算法以邻域 ϵ 内最少点数为目标对出行轨迹进行识别, 能够精准区分出静止的停驻点片段, 得到轨迹中的停驻点位置。

[0125] 基于 GIS 地图匹配算法进行停车现象判断: 由于公交车和小汽车会在公交站点以及红绿灯交叉口发生停车现象, 如图 4 所示。需要进一步对停驻点进行位置识别。本发明实施例引入 GIS 地图信息, 计算停驻点与各公交站点之间的距离 L_r , 如果两者的间距小于一定的阈值, 则可以认为该次停车现象是在公交站点附近进行的, 如下式所示。

$$[0126] \quad L_r = \sqrt{(x_j - x_r)^2 + (y_j - y_r)^2} \quad (15)$$

[0127] 其中, (x_j, y_j) 为停驻点坐标, (x_r, y_r) 为实际公交车站 r 的坐标。

[0128] 进一步地, 计算该出行轨迹的站点停靠率 w , 公交车会在沿线所有公交站点逐个停靠, 但小汽车不可能出现在所有公交站点逐个停靠现象。基于这一思想, 如果该出行轨迹停靠的站点数占沿线的所有公交站点数的比例超过一定的阈值 (本发明实施例取500m), 则认为公交出行模式, 反之, 则认为是小汽车出行模式。

$$[0129] \quad w = \frac{\sum_r n_r}{R} \quad (16)$$

[0130] 其中 $n_r = \begin{cases} 0, & (L_r \geq L) \\ 1, & (L_r < L) \end{cases}$, $n_r = 1$ 代表该车辆在公交站 r 处停车, $n_r = 0$ 代表该车辆不在

公交站 r 处停车, r 表示第 r 个公交站点, L 表示阈值 (本发明实施例取500m), R 代表该出行轨迹沿线经过的公交车站总数, n_r 表示站点停靠数。

[0131] 上述实施例为本发明较佳的实施方式, 但本发明的实施方式并不受所述实施例的限制, 其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化, 均应为等效的置换方式, 都包含在本发明的保护范围之内。

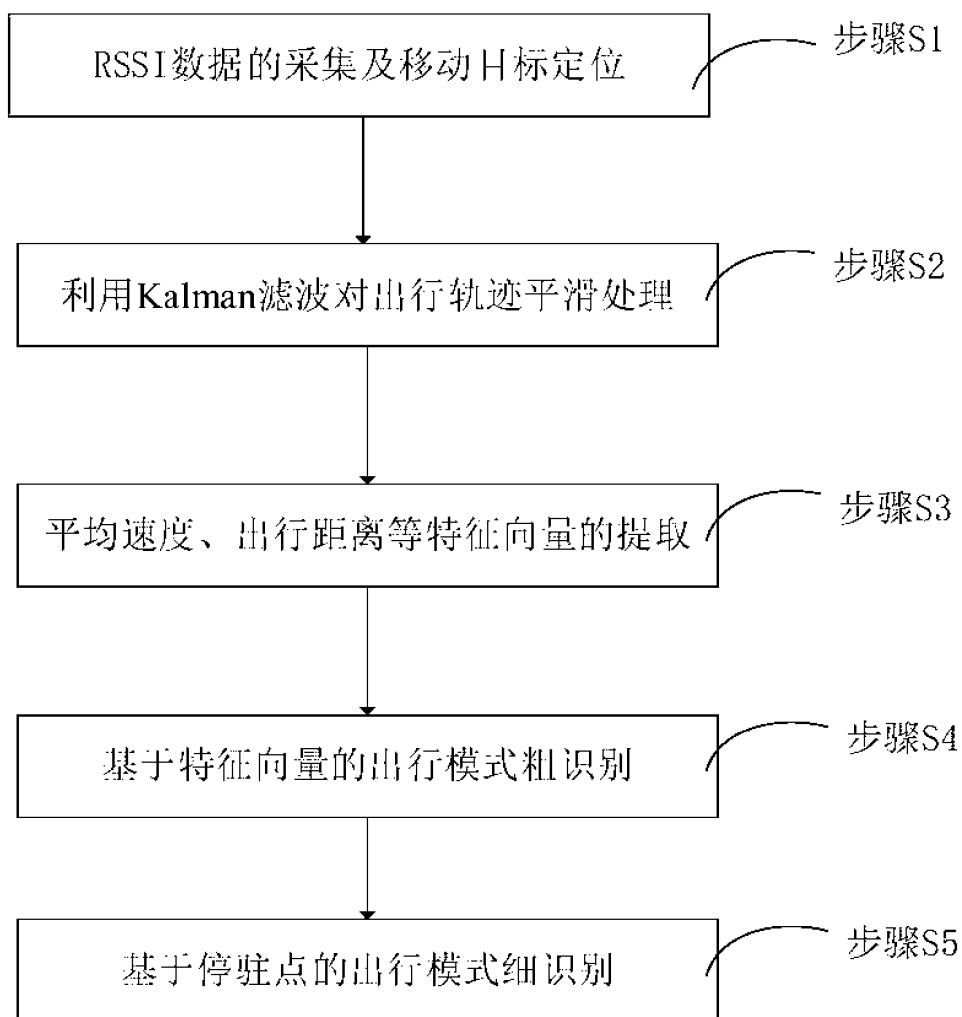


图1

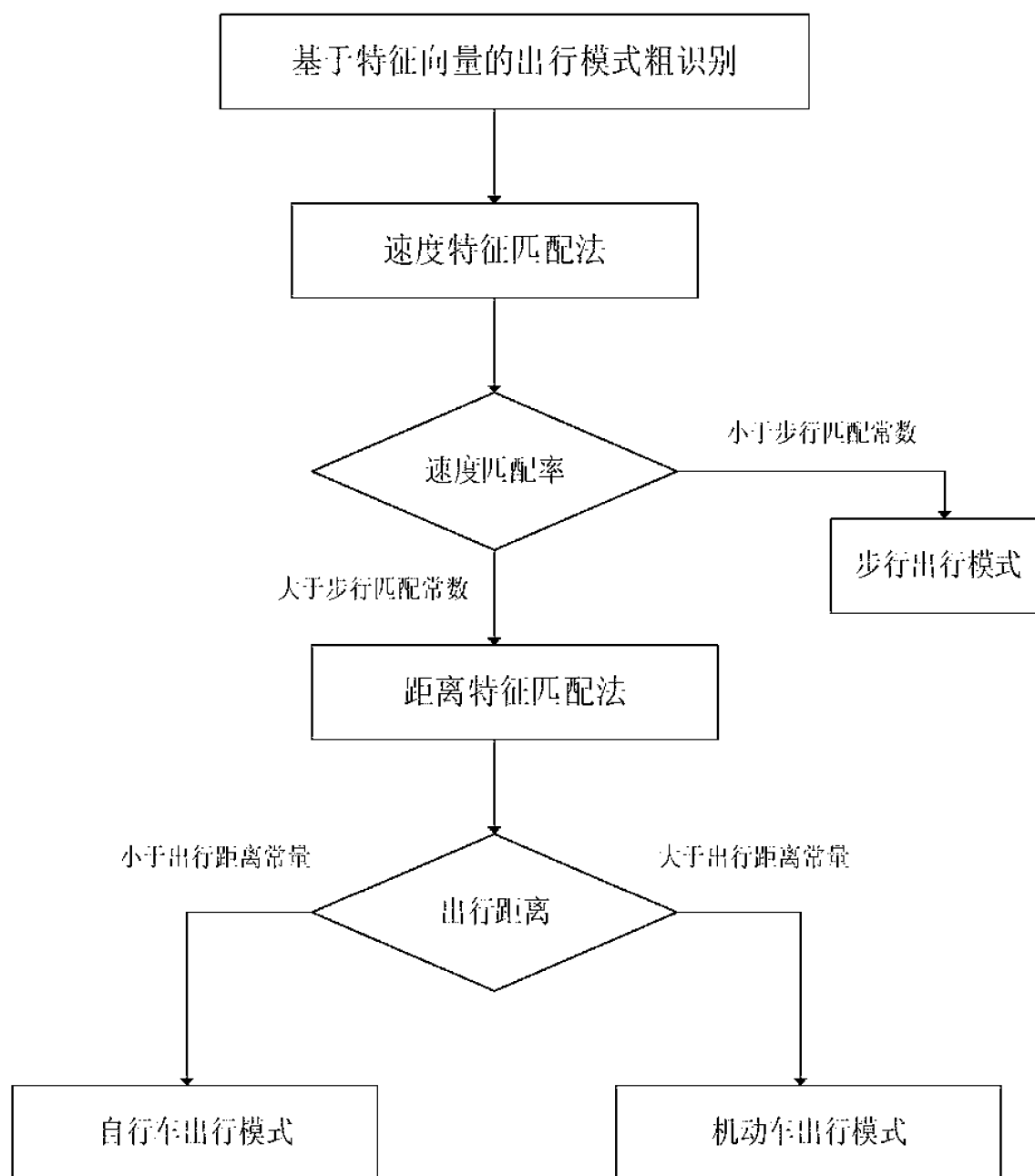


图2

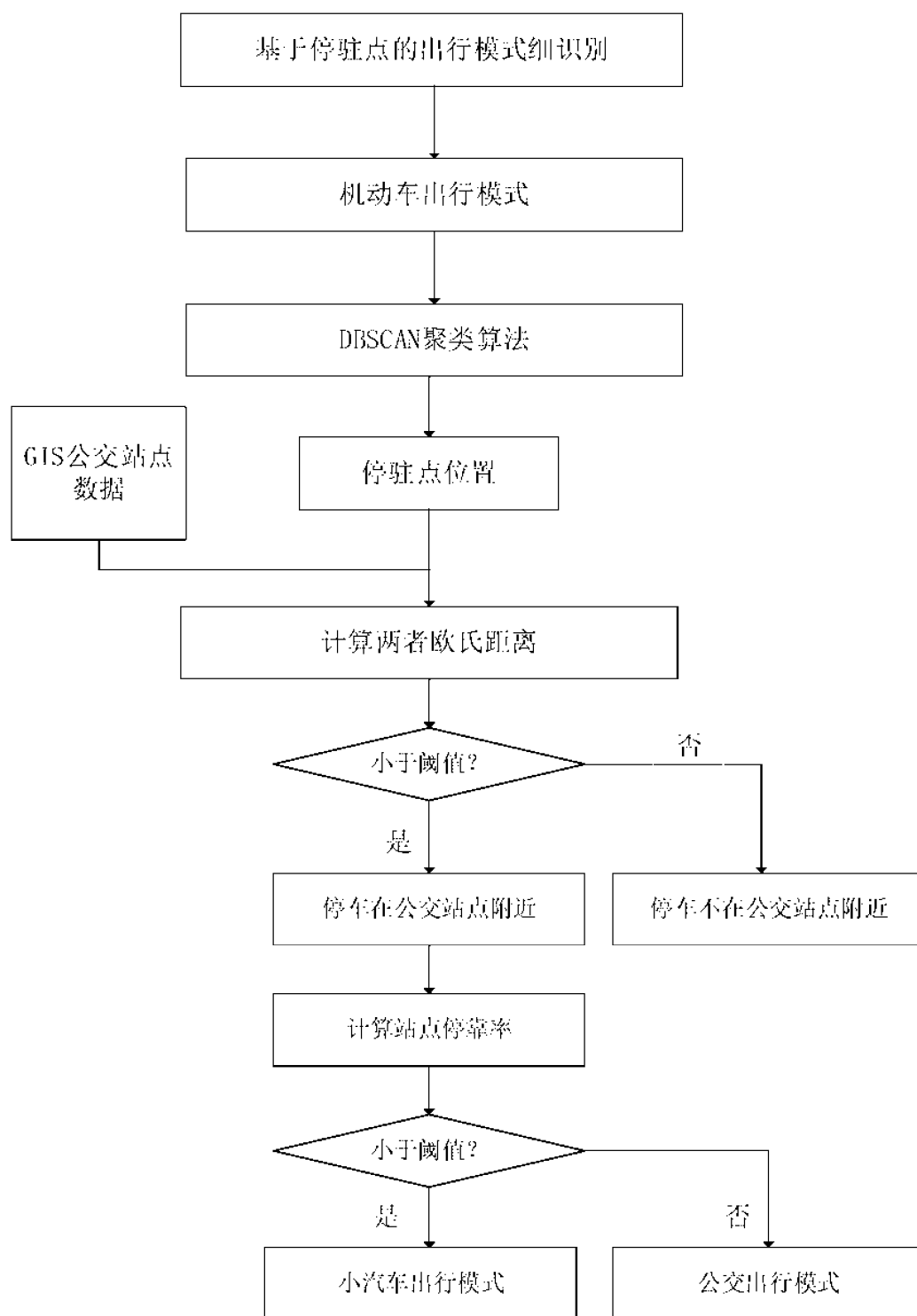


图3

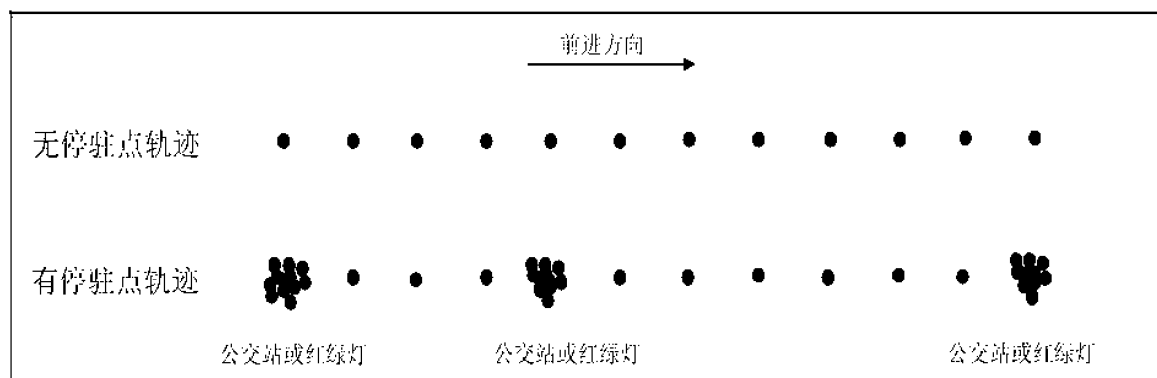


图4