

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2018 年 7 月 5 日 (05.07.2018)



(10) 国际公布号
WO 2018/120428 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06Q 10/04 (2012.01) **H04W 4/02** (2009.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2017/076475
- (22) 国际申请日: 2017 年 3 月 13 日 (13.03.2017)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201611249507.6 2016 年 12 月 29 日 (29.12.2016) CN
- (71) 申请人: 平安科技 (深圳) 有限公司 (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区八卦岭八卦三路平安大厦, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 刘睿恺 (LIU, Ruikai); 中国广东省深圳市福田区八卦岭八卦三路平安大厦, Guangdong

518000 (CN)。 王建明 (WANG, Jianming); 中国广东省深圳市福田区八卦岭八卦三路平安大厦, Guangdong 518000 (CN)。 肖京 (XIAO, Jing); 中国广东省深圳市福田区八卦岭八卦三路平安大厦, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳中一专利商标事务所 (SHENZHEN ZHONGYI PATENT AND TRADEMARK OFFICE); 中国广东省深圳市福田区深南中路 1014 号老特区报社四楼 (5 号信箱), Guangdong 518028 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY,

(54) Title: PERSONALIZED SCENARIO PREDICTION METHOD, APPARATUS, DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 个性化场景预测方法、装置、设备和存储介质

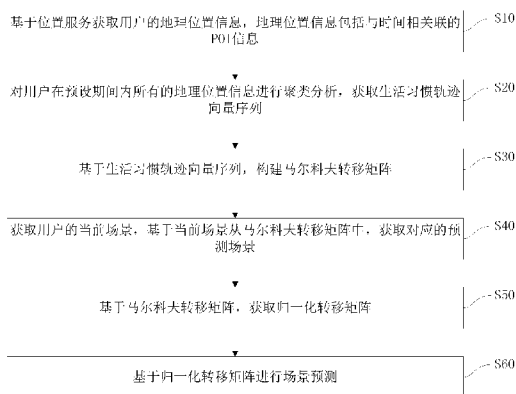


图 1

- S10 ACQUIRING GEOGRAPHICAL LOCATION INFORMATION OF A USER ON THE BASIS OF A LOCATION SERVICE, THE GEOGRAPHICAL LOCATION INFORMATION COMPRISING POI INFORMATION ASSOCIATED WITH A TIME
- S20 PERFORMING CLUSTER ANALYSIS ON ALL GEOGRAPHIC LOCATION INFORMATION OF THE USER WITHIN A PRESET PERIOD SO AS TO OBTAIN A LIVING HABIT LOCUS VECTOR SEQUENCE
- S30 CONSTRUCTING A MARKOV TRANSITION MATRIX ON THE BASIS OF THE LIVING HABIT LOCUS VECTOR SEQUENCE
- S40 ACQUIRING A CURRENT SCENARIO OF THE USER, AND ACQUIRING A CORRESPONDING PREDICTED SCENARIO FROM THE MARKOV TRANSITION MATRIX ON THE BASIS OF THE CURRENT SCENARIO
- S50 ACQUIRING A NORMALIZED TRANSITION MATRIX ON THE BASIS OF THE MARKOV TRANSITION MATRIX
- S60 PERFORMING SCENARIO PREDICTION ON THE BASIS OF THE NORMALIZED TRANSITION MATRIX

(57) Abstract: A personalized scenario prediction method, apparatus, device and storage medium. Said personalized scenario prediction method comprises: acquiring geographical location information of a user on the basis of a location service, the geographical location information comprising POI information associated with a time (S10); performing cluster analysis on all geographic location information of the user within a preset period so as to acquire a living habit locus vector sequence (S20); constructing a Markov transition matrix on the basis of the living habit locus vector sequence (S30); and acquiring a current scenario of the user, and acquiring a corresponding predicted scenario from the Markov transition matrix on the basis of the current scenario (S40). When the personalized scenario prediction method is used for behavior scenario prediction, the amount of data needing to be collected is small, a calculation process is simple and convenient, and prediction is highly accurate.

(57) 摘要: 一种个性化场景预测方法、装置、设备和存储介质。该个性化场景预测方法包括: 基于位置服务获取用户的地理位置信息, 所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息 (S10); 对用户预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析, 获取生活习惯轨迹向量序列 (S20); 基于所述生活习惯轨迹向量序列, 构建马尔科夫转移矩阵 (S30); 获取用户的当前场景, 基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中, 获取对应的预测场景 (S40)。该个性化场景预测方法进行用户行为场景预测时, 所需采集的数据量少, 计算过程简单方便且预测准确性较高。

MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT,
QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM,
ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US,
UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,
AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,
RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI,
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

个性化场景预测方法、装置、设备和存储介质

技术领域

本发明涉及信息处理技术领域，尤其涉及一种个性化场景预测方法、装置、设备和存储介质。

背景技术

随着互联网的发展，人们的生活越来越多地与互联网紧密联系在一起。随着人们日常生活节奏越来越快，人们日益希望通过互联网快速找到自己所需要的产品/服务，以达到节省时间的效果。相应地，产品/服务提供者在给目标用户提供产品/服务时，需对目标用户行为进行预测，以使产品/服务提供者给目标用户提供更符合其需求的产品/服务，以达到双赢目的。如在银行、保险等金融机构给目标用户提供风险类金融产品时，基于用户行为场景预测方法对目标用户进行实时跟踪并预测，以使金融机构基于目标用户当前时间所处场景预测下一时刻所处场景，在债务追讨或者其他业务推广中产生巨大作用。现有用户行为场景预测方法中，在行为预测时所需采集的用户行为数据量较大且价值密度低，导致行为预测过程效率慢且预测结果准确性较低。

发明内容

本发明提供一种个性化场景预测方法、装置、设备和存储介质，以解决现有用户行为场景预测方法时需采集的用户行为数据量较大且价值密度低，导致行为预测过程效率慢且预测结果准确性较低的问题。

本发明解决其技术问题所采用的技术方案是：

第一方面，本发明提供一种个性化场景预测方法，包括：

基于位置服务获取用户的地理位置信息，所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息；

对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列；

基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵；

获取用户的当前场景，基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预

测场景。

第二方面，本发明提供一种个性化场景预测装置，包括：

位置信息获取模块，用于基于位置服务获取用户的地理位置信息，所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息；

轨迹向量序列获取模块，用于对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列；

转移矩阵构建模块，用于基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵；

预测场景获取模块，用于获取用户的当前场景，基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景。

第三方面，本发明提供一种个性化场景预测设备，包括处理器及存储器，所述存储器存储有计算机可执行指令，所述处理器用于执行所述计算机可执行指令以执行如下步骤：

基于位置服务获取用户的地理位置信息，所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息；

对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列；

基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵；

获取用户的当前场景，基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景。

第四方面，本发明提供一种非易失性计算机可读存储介质，用于存储一个或多个计算机可执行指令，所述计算机可执行指令被一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器执行所述个性化场景预测方法。

本发明与现有技术相比具有如下优点：本发明所提供的个性化场景预测方法、装置、设备和存储介质中，通过对用户在预设期间内获取的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列，由于地理位置信息具有较强的客观性和可靠性，使其形成的生活习惯轨迹向量序列也具有较强的客观性和可靠性。基于生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵，马尔科夫转移矩阵构建过程所需采集的数据量少，计算过程简单方便。由于马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，使得基于马尔科夫转移矩阵获取预测场景时，所获取到的预测场景的准确性较高。

附图说明

下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明，附图中：

图 1 是本发明第一实施例中个性化场景预测方法的一流程图；

图 2 是本发明第一实施例中个性化场景预测方法的另一流程图；

图 3 是本发明第二实施例中个性化场景预测装置的一原理框图。

图 4 是本发明第三实施例中个性化场景预测设备的一示意图。

具体实施方式

为了对本发明的技术特征、目的和效果有更加清楚的理解，现对照附图详细说明本发明的具体实施方式。

第一实施例

图 1 和图 2 示出本实施例中个性化场景预测方法的流程图。该个性化场景预测方法可由金融机构或者其他产品/服务提供者中的个性化场景预测设备执行，用于实现对用户行为场景预测，以便于进行业务推广。如图 1 和图 2 所示，该个性化场景预测方法，包括如下步骤：

S10：基于位置服务获取用户的地理位置信息，地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息。

以任一用户一天的地理位置信息为例，该地理位置信息中包括 0：00—24：00 的 POI 信息，每一 POI 信息用于指示电子地图中的一点，包括 POI 点名称、经度和纬度等信息。基于用户的地理位置信息，可了解用户每天经过的家庭住址、办公场所、购物场所、娱乐场所、健身场所等信息。可以理解地，基于位置服务获取用户的地理位置信息，具有较强的客观性和可靠性。

基于位置服务（Location Based Service，简称 LBS）是通过电信移动运营商的无线电通讯网络（如 GSM 网、CDMA 网）或外部定位方式（如 GPS）获取移动终端用户的位置信息（地理坐标，或大地坐标），在地理信息系统（Geographic Information System，简称 GIS）平台的支持下，为用户提供相应服务的一种增值业务。总体来看，LBS 由移动通信网络和计算机网络结合而成，两个网络之间通过网关实现交互。移动终端通过移动通信网络发出请求，经过网关传递给 LBS 服务平台；LBS 服务平台根据用户请求和用户当前位置进行处理，并将结果通过网关返回给用户。POI（Point Of Interest，即兴趣点或信息点），包括名称、类型、经度、纬度等资料，以使 POI 可在电子地图上呈现，以标示电子地图上的某个地点信息。

本实施例中，基于位置服务的移动终端为智能手机，通过开启智能手机上的定位功能，以使 LBS 服务平台实时获取智能手机的地理位置信息，从而了解携带该智能手机的用户的地理

理位置信息。该 LBS 服务平台与金融机构或者其他产品/服务提供者中的个性化场景预测设备相连, 以使该个性化场景预测设备能够实时获取该智能手机对应的用户的地理位置信息。地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息中的时间包括日期和时刻, 通过该地理位置信息可了解用户在任一时刻所处的 POI 信息。可以理解地, 地理位置信息与用户 ID 相关联, 用户 ID 用于识别唯一识别用户, 可以是身份证号或手机号。

可以理解地, 为了减少数据处理量, 提高处理效率, 可预先设置时间阈值, 以使基于位置服务获取用户的地理位置信息时, 只获取用户在任一地点停留时间达到该时间阈值的 POI 信息, 以避免采集到的与时间相关联的 POI 信息的数据量较多, 导致处理效率低的问题。

S20: 对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析, 获取生活习惯轨迹向量序列。

其中, 生活习惯轨迹向量序列由依据时间顺序排序的轨迹点组成。轨迹点是用户日常生活中经过的地点, 可以是家庭住址、办公场所、购物场所、娱乐场所、健身场所等地点, 可在电子地图中显示。其中, 预设期间可以是当前系统时间之前的任意一段时间, 可以为一周、一个月、三个月或半年, 可根据需求自主设置。可以理解地, 预设期间越长, 其采集到的地理位置信息的数据量越多, 处理结果的准确性越高; 预设期间越短, 其处理效率越高。为说明本实施例所提供的个性化场景预设方法的实现用户行为场景预测过程, 可将预设期间设为 1 周, 以便于计算。

进一步地, 步骤 S20 具体包括如下步骤:

S21: 采用 DBSCAN 算法对任一用户在预设期间内所有 POI 信息进行聚类, 以获取若干子集群。

其中, DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, 具有噪声的基于密度的聚类方法) 是一种基于密度的空间算法。该算法将具有足够密度的区域划分为簇, 并在具有噪声的空间数据库中发现任意形状的簇, 它将簇定义为密度相连的点的最大集合。DBSCAN 算法具有聚类速度快且能够有效处理噪声和发现任意形成的空间聚类的优点。

本实施例中, 预先设置 DBSCAN 算法中的预设扫描半径 (以下简称为 eps) 和最小包含点数(minPts), 任选一个未被访问(unvisited)的 POI 信息开始, 找出与其距离在 eps 之内(包括 eps)的所有 POI 信息, 将 POI 信息与距离在 eps 之内的所有 POI 信息作为一个子集群输出。

S22: 采用 K-MEANS 算法对每一子集群进行迭代聚合, 获取每一子集群的质心 POI 信息, 并将质心 POI 信息作为轨迹点输出。

K-MEANS 算法是很典型的基于距离的算法, 采用距离作为相似性的评价指标, 即认为两个对象的距离越近, 其相似度就越大。其计算公式为 $V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2$ 。其中, k 个

初始类聚类中心点的选取对聚类结果具有较大的影响, 因为在该算法第一步中是随机的选取任意 k 个对象作为初始聚类的中心, 初始地代表一个簇。该算法在每次迭代中对数据集中剩余的每个对象, 根据其与各个簇中心的距离将每个对象重新赋给最近的簇。若一次迭代前后, J 的值没有发生变化, 说明算法已经收敛。K-MEANS 算法可快速简单地对数据进行聚类, 对大数据集具有较高的效率且可伸缩性, 时间复杂度近于线性, 而且适合挖掘大规模数据集。

本实施例中, 采用 K-MEANS 算法对每一子集群中的 POI 信息进行迭代聚合, 直到最后一次迭代时, 迭代前后数值没有发生变化, 则获取该子集群的质心 POI 信息, 该质心 POI 信息对应一轨迹点。

S23: 基于轨迹点的时间序列, 确定用户在预设期间内的生活习惯轨迹向量序列。

本实施例中, 通过对用户在预设期间内每日采集到的地理位置信息进行聚类分析, 获取每日由按时间顺序排序的轨迹点形成的生活习惯轨迹向量序列。该生活习惯轨迹向量序列可清楚体现用户每日经过的家庭住址、办公场所、购物场所、娱乐场所、健身场所等轨迹点, 具有较强的客观性和可靠性。

在一具体实施方式中, 若 A 为家庭住址, B 为办公场所, C 为购物场所, D 为娱乐场所, E 为健身场所, F 为公园, G 为医院等等; 且 A' 和 A'' 为 A 附近 500m 内的地点, B' 和 B'' 为 B 附近 500m 内的地点, C' 和 C'' 为 C 附近 500m 内的地点, D' 和 D'' 为 D 附近 500m 内的地点, D' 和 D'' 为 D 附近 500m 内的地点, D' 和 D'' 为 D 附近 500m 内的地点, ……G' 和 G'' 为 G 附近 500m 内的地点。在 1 周内, 第一天的地理位置信息包括 A、A'、B'、B、C''、C、B''、B、E''、E、A''、A 等 POI 信息; 第二天的地理位置信息包括 A、A'、B'、B、D''、D、B''、B、F''、F、A''、A 等 POI 信息……依此类推。步骤 S21 中采用 DBSCAN 算法进行聚类时, 将 1 周内所有 POI 信息, 通过设置扫描半径 (eps) 为 500m 和最小包含点数(minPts)为 1, 以将 A、A'、A'' 作为一子集群输出, 将 B, B'、B'' 作为一子集群输出……G, G'、G'' 作为一子集群输出。步骤 S22 中采用 K-MEANS 算法对每一子集群进行聚类, 获取到子集群中的质心 POI 信息, 对于子集群 A、A'、A'' 而言, 采用 K-MEANS 算法进行迭代聚类时, 获取到的质心 POI 信息为 A, 将 A 作为轨迹点输出, 依此类推, 获取其他轨迹点 B、C、D、E、F 和 G。本实施

例中，任一子集群中质心 POI 信息出现的频率大于其他 POI 信息出现的频率。步骤 S23 中，基于轨迹点的时间序列，获取用户在预设期间内每日的生活习惯轨迹向量序列，如第一天的轨迹点为 A、B、C、B、E、A，第二天的轨迹点为 A、B、D、B、F、A……等。

S30：基于生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵。

马尔科夫转移矩阵，即马尔科夫（Markov Process）链的转移概率（transition probability）矩阵，是一种利用马尔科夫分析方法基于概率建立的随机型的时序模型。马尔科夫分析方法的基本模型为： $X(k+1) = X(k) * P$ ，其中， $X(k)$ 为预测用户在 $t=k$ 时刻的场景向量， P 表示一步转移概率矩阵； $X(k+1)$ 为预测用户在 $t=k+1$ 时刻的场景向量。

本实施例中，所获取的马尔科夫转移矩阵如下：

$$\begin{array}{c}
 X_{k+1} \text{ 场景} \\
 \begin{array}{ccccc}
 & a_1 & a_2 & \dots & a_j & \dots \\
 \begin{array}{c} X_k \\ \text{场} \\ \text{景} \end{array} & \begin{array}{c} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_i \\ \vdots \end{array} & \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1j} & \dots \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2j} & \dots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \\ P_{i1} & P_{i2} & \dots & P_{ij} & \dots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \end{bmatrix} & = P
 \end{array}
 \end{array}$$

进一步地，步骤 S30 具体包括如下步骤：

S31：基于生活习惯轨迹向量序列，获取生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景。

本实施例中，生活习惯轨迹向量序列中的每一轨迹点对应一场景。基于生活习惯轨迹向量序列，获取生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景，即统计用户在预设期间内所经过的所有轨迹点。若用户第一天生活习惯轨迹向量序列为 A、B、C、B、E、A；第二天生活习惯轨迹向量序列为 A、B、D、B、F、A 等，则该用户两天的生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景包括 A、B、C、D、E 和 F 等轨迹点（即场景）。可以理解地，生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景，可限定最终形成的马尔科夫转移矩阵的大小，即限定马尔科夫转移矩阵的行数和列数。

S32：计算任一场景与下一场景的转移概率。

对任一场景而言，从预设期间内所有生活习惯轨迹向量序列中获取与该场景相对应的下一场景，统计所有下一场景的总数和每个下一场景出现的次数，以计算任一场景与下一场景的转移概率，以便利用该转移概率构建马尔科夫转移矩阵。

S33：基于转移概率，构建马尔科夫转移矩阵。

在马尔科夫转移矩阵构建过程中，以生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景作为矩阵的行数和列数，即将所有场景分别作为 $t=k$ 时刻每一行的 X_k 场景，并将所有场景分别作为 $t=k+1$ 时刻每一列的 X_{k+1} 场景，其中， X_{k+1} 场景是 X_k 场景的下一场景。在矩阵内分别填写每一 X_k 场景到 X_{k+1} 场景的转移概率，以构建马尔科夫转移矩阵。该马尔科夫转移矩阵可清楚显示用户在预测期间内所经过的所有场景，每一场景基于用户的地理位置信息获取，具有客观性和准确性，还可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，所需采集的数据量小且预测结果准确性较高，可实现对用户行为进行较准确预测，以便于更好地开展业务推广等。

在一具体实施方式中，若用户 1 周内的生活习惯轨迹向量序列如下表所示：

周一	A	B	C	D	C	E	A
周二	A	F	L	D	C	G	A
周三	A	B	C	H	C	E	A
周四	A	F	C	G	L	I	A
周五	A	B	C	H	C	G	A
周六	A	F	A	J	E	F	A
周日	A	B	K	G	F	G	A

上表中，A 为家庭住址，C 为办公场所，B、D、E、F、G、H、I、K 和 L 等对应除家庭住址和办公场所以外的其他活动场所，包括但不限于消费（包括吃饭消费）、娱乐、购物、健身等。上表中，用户在 1 周内的生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景包括 A、B、C、D、E、F、G、H、I、J、K 和 L 等 12 个，因此可构建 12×12 的马尔科夫转移矩阵。分别计算每一场景与下一场景的转移概率，以获取的马尔科夫转移矩阵如下所示。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	
A	0	$\frac{4}{8}$	0	0	0	0	$\frac{3}{8}$	0	0	0	$\frac{1}{8}$	0	0
B	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{4}$	0
C	0	0	0	0	$\frac{1}{7}$	$\frac{2}{7}$	0	$\frac{2}{7}$	$\frac{2}{7}$	0	0	0	0
D	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
E	$\frac{2}{3}$	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{3}$	0	0	0	0	0
F	$\frac{2}{4}$	0	$\frac{1}{4}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{4}$
G	$\frac{3}{5}$	0	0	0	0	0	$\frac{1}{5}$	0	0	0	0	0	$\frac{1}{5}$
H	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
K	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
L	0	0	0	$\frac{1}{2}$	0	0	0	0	0	$\frac{1}{2}$	0	0	0

该马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，所需采集的数据量小且预测结果准确性较高，可实现对用户行为场景进行较准确预测，以便于更好地开展业务推广等。

进一步地，在马尔科夫转移矩阵构建过程中，还可以使每一轨迹点与轨迹点所处时刻相关联，基于与所处时刻相关联的轨迹点构建马尔科夫转移矩阵，可进一步提高马尔科夫转移矩阵中对用户行为场景预测的准确性和可靠性。如统计用户在预设期间内的生活习惯轨迹向量序列中，以小时为单位，分别计算预设期间内同一时间范围内（如上午 10 点）内所有轨迹点及每一轨迹点的概率，基于时间顺序获取任一场景与下一场景的转换概率，并构建马尔科夫转移矩阵，使得形成的马尔科夫转移矩阵与轨迹点所处时刻相关联，进一步提高用户行为场景预测的准确性和可靠性。

S40：获取用户的当前场景，基于当前场景从马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景。

可以理解地，马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，在任一时刻，获取用户的当前场景，即可从马尔科夫转移矩阵中获取其可能转移的所有下一场景以及每个下一场景的转移概率，根据转移概率的高低，选择转移概率较高的下一场景作为预测场景，以便基于获取到的预测场景对该用户开展业务推广活动。

本实施例所提供的个性化场景预测方法中，通过对用户在预设期间内获取的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列，由于地理位置信息具有较强的客观性和可

靠性,使其形成的生活习惯轨迹向量序列也具有较强的客观性和可靠性。基于生活习惯轨迹向量序列,构建马尔科夫转移矩阵,马尔科夫转移矩阵构建过程所需采集的数据量少,计算过程简单方便。由于马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率,使得基于马尔科夫转移矩阵获取预测场景时,所获取到的预测场景的准确性较高。

在一具体实施方式中,该个性化场景预测方法还包括如下步骤:

S50: 基于马尔科夫转移矩阵,获取归一化转移矩阵。

其中,归一化转移矩阵是与多个马尔科夫转移矩阵具有高度相似性的矩阵,可将多个马尔科夫转移矩阵转换成归一化转移矩阵并存储,以实现节省存储空间的目的。

步骤 S50 具体包括如下步骤:

S51: 获取多个用户的马尔科夫转移矩阵,每一马尔科夫转移矩阵与用户 ID 相关联。

其中,用户 ID 用于唯一识别用户,使用户 ID 与马尔科夫转移矩阵相关联,以实现通过用户 ID 确定马尔科夫转移矩阵对应的用户,以实现对该用户行为场景进行个性化预测。

S52: 对多个马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理,获取归一化转移矩阵。

即采用逻辑回归(Logistic Regression)模型对多个马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理,以获取归一化转移矩阵,该归一化转移矩阵与多个马尔科夫转移矩阵具有高度相似性,可基于该归一化转移矩阵对用户行为场景预测,其预测效果与相对应的马尔科夫转移矩阵的预测效果相似,且归一化转换矩阵可大量节省存储空间。

S53: 将归一化转移矩阵与多个用户 ID 关联存储。

可以理解地,将归一化转移矩阵与用户 ID 关联存储,即将构建归一化转移矩阵的多个马尔科夫转移矩阵对应的用户 ID 与该归一化转移矩阵关联存储,以实现基于任一用户 ID 可获取到其对应的归一化转移矩阵,并基于该归一化转移矩阵进行用户行为场景预测。将归一化转移矩阵与多个用户 ID 关联存储,无需存储多个用户 ID 对应的马尔科夫转移矩阵,可极大地节省存储空间。

在一具体实施方式中,该个性化场景预测方法还包括如下步骤:

S60: 基于归一化转移矩阵进行场景预测。

由于归一化转移矩阵是与多个马尔科夫转移矩阵具有高度相似性的矩阵,基于归一化转移矩阵对用户行为预测时,其预测结果与采用马尔科夫转移矩阵对用户行为场景预测的预测结果也具有高度相似性,使得基于归一化转移矩阵对用户行为场景预测时,预测结果也具有较高的准确性和客观性。

步骤 S60 具体包括如下步骤:

S61: 获取场景预测请求, 场景预测请求包括用户 ID 和当前场景。

本实施例中, 金融机构或者其他产品/服务提供者可向个性化场景预测设备输入所要进行行为预测的用户对应的用户 ID, 基于该用户 ID 对用户进行定位, 以确定其对应的地理位置信息, 从而确定用户的当前场景, 以使个性化场景预测设备获取场景预测请求。

S62: 基于场景预测请求中的用户 ID, 确定与用户 ID 相对应的相似用户的归一化转移矩阵。

可以理解地, 归一化转移矩阵与多个用户 ID 关联存储, 个性化场景预测设备基于获取到的场景预测请求可查询获取用户 ID 对应的归一化转移矩阵, 以便于利用该归一化转移矩阵进行对用户进行场景预测。

S63: 基于场景预测请求中的当前场景, 从归一化转移矩阵中获取预测场景。

由于归一化转移矩阵是由多个用户的马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理得到的, 使得该归一化转移矩阵也可清楚显示任一场景到下一场景的转移概率, 以便基于场景预测请求中的当前场景, 获取其对应若干下一场景及每个下一场景的转移概率, 以将转移概率较高的下一场景作为预测场景输出, 以提高场景预测的准确性和客观性, 并可达到节省存储空间的目的。

第二实施例

图 3 示出本实施例中个性化场景预测装置的原理框图。该个性化场景预测装置可以是金融机构或者其他产品/服务提供者上设置的个性化场景预测设备, 用于实现对用户行为场景预测, 以便于进行业务推广。如图 3 所示, 该个性化场景预测装置包括处理器, 处理器上设有位置信息获取模块 10、轨迹向量序列获取模块 20、转移矩阵构建模块 30、预测场景获取模块 40、归一化矩阵获取模块 50 和归一化场景预测模块 60 等功能模块。

位置信息获取模块 10, 用于基于位置服务获取用户的地理位置信息, 地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息。

以任一用户一天的地理位置信息为例, 该地理位置信息中包括 0:00—24:00 的 POI 信息, 每一 POI 信息用于指示电子地图中的一点, 包括 POI 点名称、经度和纬度等信息。基于用户的地理位置信息, 可了解用户每天经过的家庭住址、办公场所、购物场所、娱乐场所、健身场所等信息。可以理解地, 基于位置服务获取用户的地理位置信息, 具有较强的客观性和可靠性。

基于位置服务 (Location Based Service, 简称 LBS) 是通过电信移动运营商的无线电通讯网络 (如 GSM 网、CDMA 网) 或外部定位方式 (如 GPS) 获取移动终端用户的位置信息 (地

理坐标,或大地坐标),在地理信息系统(Geographic Information System,简称GIS)平台的支持下,为用户提供相应服务的一种增值业务。总体来看,LBS由移动通信网络和计算机网络结合而成,两个网络之间通过网关实现交互。移动终端通过移动通信网络发出请求,经过网关传递给LBS服务平台;LBS服务平台根据用户请求和用户当前位置进行处理,并将结果通过网关返回给用户。POI(Point Of Interest,即兴趣点或信息点),包括名称、类型、经度、纬度等资料,以使POI可在电子地图上呈现,以标示电子地图上的某个地点信息。

本实施例中,基于位置服务的移动终端为智能手机,通过开启智能手机上的定位功能,以使LBS服务平台实时获取智能手机的地理位置信息,从而了解携带该智能手机的用户的地理位置信息。该LBS服务平台与金融机构或者其他产品/服务提供者中的个性化场景预测设备相连,以使该个性化场景预测设备能够实时获取该智能手机对应的用户的地理位置信息。地理位置信息包括与时间相关联的POI信息中的时间包括日期和时刻,通过该地理位置信息可了解用户在任一时刻所处的POI信息。可以理解地,地理位置信息与用户ID相关联,用户ID用于识别唯一识别用户,可以是身份证号或手机号。

可以理解地,为了减少数据处理量,提高处理效率,可预先设置时间阈值,以使基于位置服务获取用户的地理位置信息时,只获取用户在任一地点停留时间达到该时间阈值的POI信息,以避免采集到的与时间相关联的POI信息的数据量较多,导致处理效率低的问题。

轨迹向量序列获取模块20,用于对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析,获取生活习惯轨迹向量序列。

其中,生活习惯轨迹向量序列由依据时间顺序排序的轨迹点组成。轨迹点是用户日常生活中经过的地点,可以是家庭住址、办公场所、购物场所、娱乐场所、健身场所等地点,可在电子地图中显示。其中,预设期间可以是当前系统时间之前的任意一段时间,可以为一周、一个月、三个月或半年,可根据需求自主设置。可以理解地,预设期间越长,其采集到的地理位置信息的数据量越多,处理结果的准确性越高;预设期间越短,其处理效率越高。为说明本实施例所提供的个性化场景预设装置的实现用户行为场景预测过程,可将预设期间设为1周,以便于计算。

进一步地,轨迹向量序列获取模块20具体包括子集群获取单元21、轨迹点获取单元22和向量序列获取单元23。

子集群获取单元21,用于采用DBSCAN算法对任一用户在预设期间内所有POI信息进行聚类,以获取若干子集群。

其中, DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, 具有噪声的基于密度的聚类方法) 是一种基于密度的空间算法。该算法将具有足够密度的区域划分为簇, 并在具有噪声的空间数据库中发现任意形状的簇, 它将簇定义为密度相连的点的最大集合。DBSCAN 算法具有聚类速度快且能够有效处理噪声和发现任意形成的空间聚类的优点。

本实施例中, 预先设置 DBSCAN 算法中的预设扫描半径 (以下简称为 eps) 和最小包含点数 (minPts), 任选一个未被访问 (unvisited) 的 POI 信息开始, 找出与其距离在 eps 之内 (包括 eps) 的所有 POI 信息, 将 POI 信息与距离在 eps 之内的所有 POI 信息作为一个子集群输出。

轨迹点获取单元 22, 用于采用 K-MEANS 算法对每一子集群进行迭代聚合, 获取每一子集群的质心 POI 信息, 并将质心 POI 信息作为轨迹点输出。

K-MEANS 算法是很典型的基于距离的算法, 采用距离作为相似性的评价指标, 即认为两个对象的距离越近, 其相似度就越大。其计算公式为 $V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2$ 。其中, k 个

初始类聚类中心点的选取对聚类结果具有较大的影响, 因为在该算法第一步中是随机的选取任意 k 个对象作为初始聚类的中心, 初始地代表一个簇。该算法在每次迭代中对数据集中剩余的每个对象, 根据其与其各个簇中心的距离将每个对象重新赋给最近的簇。若一次迭代前后, J 的值没有发生变化, 说明算法已经收敛。K-MEANS 算法可快速简单地对数据进行聚类, 对大数据集具有较高的效率且可伸缩性, 时间复杂度近于线性, 而且适合挖掘大规模数据集。

本实施例中, 采用 K-MEANS 算法对每一子集群中的 POI 信息进行迭代聚合, 直到最后一次迭代时, 迭代前后数值没有发生变化, 则获取该子集群的质心 POI 信息, 该质心 POI 信息对应一轨迹点。

向量序列获取单元 23, 用于基于轨迹点的时间序列, 确定用户在预设期间内的生活习惯轨迹向量序列。

本实施例中, 通过对用户在预设期间内每日采集到的地理位置信息进行聚类分析, 获取每日由按时间顺序排序的轨迹点形成的生活习惯轨迹向量序列。该生活习惯轨迹向量序列可清楚体现用户每日经过的家庭住址、办公场所、购物场所、娱乐场所、健身场所等轨迹点, 具有较强的客观性和可靠性。

在一具体实施方式中, 若 A 为家庭住址, B 为办公场所, C 为购物场所, D 为娱乐场所, E 为健身场所, F 为公园, G 为医院等等; 且 A' 和 A'' 为 A 附近 500m 内的地点, B' 和 B''

为 B 附近 500m 内的地点, C' 和 C'' 为 C 附近 500m 内的地点, D' 和 D'' 为 D 附近 500m 内的地点, D' 和 D'' 为 D 附近 500m 内的地点, D' 和 D'' 为 D 附近 500m 内的地点, ……G' 和 G'' 为 G 附近 500m 内的地点。在 1 周内, 第一天的地理位置信息包括 A、A'、B'、B、C''、C、B''、B、E''、E、A''、A 等 POI 信息; 第二天的地理位置信息包括 A、A'、B'、B、D''、D、B''、B、F''、F、A''、A 等 POI 信息……依此类推。步骤 S21 中采用 DBSCAN 算法进行聚类时, 将 1 周内所有 POI 信息, 通过设置扫描半径 (eps) 为 500m 和最小包含点数(minPts)为 1, 以将 A、A'、A'' 作为一子集群输出, 将 B、B'、B'' 作为一子集群输出……G、G'、G'' 作为一子集群输出。步骤 S22 中采用 K-MEANS 算法对每一子集群进行聚类, 获取到子集群中的质心 POI 信息, 对于子集群 A、A'、A'' 而言, 采用 K-MEANS 算法进行迭代聚类时, 获取到的质心 POI 信息为 A, 将 A 作为轨迹点输出, 依此类推, 获取其他轨迹点 B、C、D、E、F 和 G。本实施例中, 任一子集群中质心 POI 信息出现的频率大于其他 POI 信息出现的频率。步骤 S23 中, 基于轨迹点的时间序列, 获取用户在预设期间内每日的生活习惯轨迹向量序列, 如第一天的轨迹点为 A、B、C、B、E、A, 第二天的轨迹点为 A、B、D、B、F、A……等。

转移矩阵构建模块 30, 用于基于生活习惯轨迹向量序列, 构建马尔科夫转移矩阵。

马尔科夫转移矩阵, 即马尔科夫 (Markov Process) 链的转移概率 (transition probability) 矩阵, 是一种利用马尔科夫分析方法基于概率建立的随机型的时序模型。马尔科夫分析方法的基本模型为: $X(k+1) = X(k) * P$, 其中, $X(k)$ 为预测用户在 $t=k$ 时刻的场景向量, P 表示一步转移概率矩阵; $X(k+1)$ 为预测用户在 $t=k+1$ 时刻的场景向量。

本实施例中, 所获取的马尔科夫转移矩阵如下:

$$\begin{array}{c}
 X_{k+1} \text{ 场景} \\
 \begin{array}{c}
 a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_j \quad \dots \\
 a_1 \left[\begin{array}{ccccc} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1j} & \dots \\
 a_2 & P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2j} & \dots \\
 \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \\
 a_i & P_{i1} & P_{i2} & \dots & P_{ij} & \dots \\
 \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots &
 \end{array} \right] \\
 \end{array}
 \end{array} = P$$

进一步地, 转移矩阵构建模块 30 具体包括场景获取单元 31、概率计算单元 32 和矩阵构建单元 33。

场景获取单元 31, 用于基于生活习惯轨迹向量序列, 获取生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景。

本实施例中，生活习惯轨迹向量序列中的每一轨迹点对应一场景。基于生活习惯轨迹向量序列，获取生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景，即统计用户在预设期间内所经过的所有轨迹点。若用户第一天生活习惯轨迹向量序列为 A、B、C、B、E、A；第二天生活习惯轨迹向量序列为 A、B、D、B、F、A 等，则该用户两天的生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景包括 A、B、C、D、E 和 F 等轨迹点（即场景）。可以理解地，生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景，可限定最终形成的马尔科夫转移矩阵的大小，即限定马尔科夫转移矩阵的行数和列数。

概率计算单元 32，用于计算任一场景与下一场景的转移概率。

对任一场景而言，从预设期间内所有生活习惯轨迹向量序列中获取与该场景相对应的下一场景，统计所有下一场景的总数和每个下一场景出现的次数，以计算任一场景与下一场景的转移概率，以便利用该转移概率构建马尔科夫转移矩阵。

矩阵构建单元 33，用于基于转移概率，构建马尔科夫转移矩阵。

在马尔科夫转移矩阵构建过程中，以生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景作为矩阵的行数和列数，即将所有场景分别作为 $t=k$ 时刻每一行的 X_k 场景，并将所有场景分别作为 $t=k+1$ 时刻每一列的 X_{k+1} 场景，其中， X_{k+1} 场景是 X_k 场景的下一场景。在矩阵内分别填写每一 X_k 场景到 X_{k+1} 场景的转移概率，以构建马尔科夫转移矩阵。该马尔科夫转移矩阵可清楚显示用户在预测期间内所经过的所有场景，每一场景基于用户的地理位置信息获取，具有客观性和准确性，还可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，所需采集的数据量小且预测结果准确性较高，可实现对用户行为进行较准确预测，以便于更好地开展业务推广等。

在一具体实施方式中，若用户 1 周内的生活习惯轨迹向量序列如下表所示：

周一	A	B	C	D	C	E	A
周二	A	F	L	D	C	G	A
周三	A	B	C	H	C	E	A
周四	A	F	C	G	L	I	A
周五	A	B	C	H	C	G	A
周六	A	F	A	J	E	F	A
周日	A	B	K	G	F	G	A

上表中，A 为家庭住址，C 为办公场所，B、D、E、F、G、H、I、K 和 L 等对应除家庭住址和办公场所以外的其他活动场所，包括但不限于消费（包括吃饭消费）、娱乐、购物、

健身等。上表中，用户在 1 周内的生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景包括 A、B、C、D、E、F、G、H、I、J、K 和 L 等 12 个，因此可构建 12*12 的马尔科夫转移矩阵。分别计算每一场景与下一场景的转移概率，以获取的马尔科夫转移矩阵如下所示。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
A	0	$\frac{4}{8}$	0	0	0	0	$\frac{3}{8}$	0	0	0	$\frac{1}{8}$	0
B	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{4}$	0
C	0	0	0	$\frac{1}{7}$	$\frac{2}{7}$	0	$\frac{2}{7}$	$\frac{2}{7}$	0	0	0	0
D	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
E	$\frac{2}{3}$	0	0	0	0	0	$\frac{1}{3}$	0	0	0	0	0
F	$\frac{2}{4}$	0	$\frac{1}{4}$	0	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{4}$
G	$\frac{3}{5}$	0	0	0	0	0	$\frac{1}{5}$	0	0	0	0	$\frac{1}{5}$
H	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
K	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
L	0	0	0	$\frac{1}{2}$	0	0	0	0	$\frac{1}{2}$	0	0	0

该马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，所需采集的数据量小且预测结果准确性较高，可实现对用户行为场景进行较准确预测，以便于更好地开展业务推广等。

进一步地，在马尔科夫转移矩阵构建过程中，还可以使每一轨迹点与轨迹点所处时刻相关联，基于与所处时刻相关联的轨迹点构建马尔科夫转移矩阵，可进一步提高马尔科夫转移矩阵中对用户行为场景预测的准确性和可靠性。如统计用户在预设期间内的生活习惯轨迹向量序列中，以小时为单位，分别计算预设期间内同一时间范围内（如上午 10 点）内所有轨迹点及每一轨迹点的概率，基于时间顺序获取任一场景与下一场景的转换概率，并构建马尔科夫转移矩阵，使得形成的马尔科夫转移矩阵与轨迹点所处时刻相关联，进一步提高用户行为场景预测的准确性和可靠性。

预测场景获取模块 40，用于获取用户的当前场景，基于当前场景从马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景。

可以理解地，马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，在任一时刻，获取用户的当前场景，即可从马尔科夫转移矩阵中获取其可能转移的所有下一场景以及每个下一场景的转移概率，根据转移概率的高低，选择转移概率较高的下一场景作为预

测场景，以便基于获取到的预测场景对该用户开展业务推广活动。

本实施例所提供的个性化场景预测装置中，通过对用户在预设期间内获取的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列，由于地理位置信息具有较强的客观性和可靠性，使其形成的生活习惯轨迹向量序列也具有较强的客观性和可靠性。基于生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵，马尔科夫转移矩阵构建过程所需采集的数据量少，计算过程简单方便。由于马尔科夫转移矩阵可清楚显示从任一场景到下一场景的转移概率，使得基于马尔科夫转移矩阵获取预测场景时，所获取到的预测场景的准确性较高。

在一具体实施方式中，该个性化场景预测装置还包括归一化矩阵获取模块 50，用于基于马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵。

其中，归一化转移矩阵是与多个马尔科夫转移矩阵具有高度相似性的矩阵，可将多个马尔科夫转移矩阵转换成归一化转移矩阵并存储，以实现节省存储空间的目的。

归一化矩阵获取模块 50 具体包括矩阵获取单元 51、逻辑回归处理单元 52 和矩阵关联存储单元 53。

矩阵获取单元 51，用于获取多个用户的马尔科夫转移矩阵，每一马尔科夫转移矩阵与用户 ID 相关联。

其中，用户 ID 用于唯一识别用户，使用户 ID 与马尔科夫转移矩阵相关联，以实现通过用户 ID 确定马尔科夫转移矩阵对应的用户，以实现对该用户行为场景进行个性化预测。

逻辑回归处理单元 52，用于对多个马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理，获取归一化转移矩阵。

即采用逻辑回归(Logistic Regression)模型对多个马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理，以获取归一化转移矩阵，该归一化转移矩阵与多个马尔科夫转移矩阵具有高度相似性，可基于该归一化转移矩阵对用户行为场景预测，其预测效果与相对应的马尔科夫转移矩阵的预测效果相似，且归一化转换矩阵可大量节省存储空间。

矩阵关联存储单元 53，用于将归一化转移矩阵与多个用户 ID 关联存储。

可以理解地，将归一化转移矩阵与用户 ID 关联存储，即将构建归一化转移矩阵的多个马尔科夫转移矩阵对应的用户 ID 与该归一化转移矩阵关联存储，以实现基于任一用户 ID 可获取到其对应的归一化转移矩阵，并基于该归一化转移矩阵进行用户行为场景预测。将归一化转移矩阵与多个用户 ID 关联存储，无需存储多个用户 ID 对应的马尔科夫转移矩阵，可极大地节省存储空间。

在一具体实施方式中，该个性化场景预测装置还包括归一化场景预测模块 60，用于基

于归一化转移矩阵进行场景预测。

由于归一化转移矩阵是与多个马尔科夫转移矩阵具有高度相似性的矩阵，基于归一化转移矩阵对用户行为预测时，其预测结果与采用马尔科夫转移矩阵对用户行为场景预测的预测结果也具有高度相似性，使得基于归一化转移矩阵对用户行为场景预测时，预测结果也具有较高的准确性和客观性。

归一化场景预测模块 60 具体包括预测请求获取单元 61、归一化矩阵获取单元 62 和归一化场景预测单元 63。

预测请求获取单元 61，用于获取场景预测请求，场景预测请求包括用户 ID 和当前场景。

本实施例中，金融机构或者其他产品/服务提供者可向个性化场景预测设备输入所要进行行为预测的用户对应的用户 ID，基于该用户 ID 对用户进行定位，以确定其对应的地理位置信息，从而确定用户的当前场景，以使个性化场景预测设备获取场景预测请求。

归一化矩阵获取单元 62，用于基于场景预测请求中的用户 ID，确定与用户 ID 相对应的相似用户的归一化转移矩阵。

可以理解地，归一化转移矩阵与多个用户 ID 关联存储，个性化场景预测设备基于获取到的场景预测请求可查询获取用户 ID 对应的归一化转移矩阵，以便于利用该归一化转移矩阵进行对用户进行场景预测。

归一化场景预测单元 63，用于基于场景预测请求中的当前场景，从归一化转移矩阵中获取预测场景。

由于归一化转移矩阵是由多个用户的马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理得到的，使得该归一化转移矩阵也可清楚显示任一场景到下一场景的转移概率，以便基于场景预测请求中的当前场景，获取其对应若干下一场景及每个下一场景的转移概率，以将转移概率较高的下一场景作为预测场景输出，以提高场景预测的准确性和客观性，并可达到节省存储空间的目的。

第三实施例

图 3 是本发明第三实施例的个性化场景预测设备 300 的结构示意图。其中，设备 300 可以为手机、平板电脑、个人数字助理(PersonalDigital Assistant, PDA)和或车载电脑等具有一定数据处理能力的移动终端、或者台式电脑、服务器等终端。如图 3 所示，设备 300 包括射频(RadioFrequency, RF)电路 301、存储器 302、输入模块 303、显示模块 304、处理器 305、音频电路 306、WiFi (WirelessFidelity)模块 307 和电源 308。

输入模块 303 和显示模块 304 作为设备 300 的用户交互装置,用于实现用户与设备 300 之间的交互,例如,接收用户输入的场景预测指令并显示对应的预测场景。输入模块 303 用于接收用户输入的场景预测指令,并将所述场景预测指令发送给所述处理器 305,所述场景预测指令包括所述当前场景。所述处理器 305 用于接收所述场景预测指令,并基于所述场景预测指令,获取所述预测场景,并将所述预测场景发送给所述显示模块 304。显示模块 304 接收并显示预测场景。

在一些实施例中,输入模块 303 可用于接收用户输入的数字或字符信息,以及产生与设备 300 的用户设置以及功能控制有关的信号输入。在一些实施例中,该输入模块 303 可以包括触控面板 3031。触控面板 3031,也称为触摸屏,可收集用户在其上或附近的触摸操作(比如用户使用手指、触笔等任何适合的物体或附件在触控面板 3031 上的操作),并根据预先设定的程式驱动相应的连接装置。可选地,触控面板 3031 可包括触摸检测装置和触摸控制器两个部分。其中,触摸检测装置检测用户的触摸方位,并检测触摸操作带来的信号,将信号传送给触摸控制器;触摸控制器从触摸检测装置上接收触摸信息,并将它转换成触点坐标,再送给该处理器 305,并能接收处理器 305 发来的命令并加以执行。此外,可以采用电阻式、电容式、红外线以及表面 声波等多种类型实现触控面板 3031。除了触控面板 3031,输入模块 303 还可以包括其他输入设备 3032,其他输入设备 3032 可以包括但不限于物理键盘、功能键(比如音量控制按键、开关按键等)、轨迹球、鼠标、操作杆等中的一种或多种。

在一些实施例中,显示模块 304 可用于显示由用户输入的信息或提供给用户的信息以及设备 300 的各种菜单界面。显示模块 304 可包括显示面板 3041,可选地,可以采用 LCD 或有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode,OLED)等形式来配置显示面板 3041。

可以理解地,触控面板 3031 可以覆盖显示面板 3041,形成触摸显示屏,当该触摸显示屏检测到在其上或附近的触摸操作后,传送给处理器 305 以确定触摸事件的类型,随后处理器 305 根据触摸事件的类型在触摸显示屏上提供相应的视觉输出。

触摸显示屏包括应用程序界面显示区及常用控件显示区。该应用程序界面显示区及该常用控件显示区的排列方式并不限定,可以为上下排列、左右排列等可以区分两个显示区的排列方式。该应用程序界面显示区可以用于显示应用程序的界面。每一个界面可以包含至少一个应用程序的图标和/或 widget 桌面控件等界面元素。该应用程序界面显示区也可以为不包含任何内容的空界面。该常用控件显示区用于显示使用率较高的控件,例如,设置按钮、界面编号、滚动条、电话本图标等应用程序图标等。

WiFi 模块 307 作为设备 300 的网络接口,可以实现设备 300 与其他设备的数据交互,

本实施例中,网络接口可与远端存储设备和外部显示设备通过网络通信相连。所述网络接口用于接收所述远端存储设备发送的所述地理位置信息和所述当前场景,并将所述地理位置信息和所述当前场景发送给所述处理器 305;还用于接收所述处理器 305 发送的所述预测场景,并将所述预测场景发送给所述外部显示设备。外部显示设备可接收并显示所述预测场景。本实施例中,与该网络接口通过 WiFi 网络相连的远端存储设备可以是云服务器或其他数据库,该远端存储设备上存储有所述地理位置信息和所述当前场景,可将所述地理位置信息和所述当前场景可通过 WiFi 网络发送给 WiFi 模块 307,WiFi 模块 307 将获取到的所述地理位置围栏信息和所述当前场景发送给所述处理器 305,并将所述预测场景发送给所述外部显示设备。

存储器 302 包括第一存储器 3021 及第二存储器 3022。在一些实施例中,第一存储器 3021 可为非易失性计算机可读存储介质,其上存储有操作系统、数据库及计算机可执行指令。计算机可执行指令可被处理器 305 所执行,用于实现如图 1 所示的实施例的个性化场景预测方法。存储器 302 上的数据库用于存储各类数据,例如,上述个性化场景预测方法中所涉及的各种数据,如地理位置信息和所述马尔科夫转移矩阵。第二存储器 3021 可为设备 300 的内存储器,为非易失性计算机可读存储介质中的操作系统、数据库和计算机可执行指令提供高速缓存的运行环境。

在本实施例中,处理器 305 是设备 300 的控制中心,利用各种接口和线路连接整个手机的各个部分,通过运行或执行存储在第一存储器 3021 内的计算机可执行搜集和/或数据库内的数据,执行设备 300 的各种功能和处理数据,从而对设备 300 进行整体监控。可选地,处理器 305 可包括一个或多个处理模块。

在本实施例中,通过执行存储该第一存储器 3021 内的计算机可执行指令和/或数据库内的数据,所述处理器 305 用于执行如下步骤:基于位置服务获取用户的地理位置信息,所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息;对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析,获取生活习惯轨迹向量序列;基于所述生活习惯轨迹向量序列,构建马尔科夫转移矩阵;获取用户的当前场景,基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中,获取对应的预测场景。

优选地,所述对用户预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析,获取生活习惯轨迹向量序列,包括:

采用 DBSCAN 算法对任一用户在预设期间内所有 POI 信息进行聚类,以获取若干子集群;

采用 K-MEANS 算法对每一所述子集群进行迭代聚合,获取每一所述子集群的质心 POI

信息，并将所述质心 POI 信息作为轨迹点输出；

基于所述轨迹点的时间序列，确定所述用户在所述预设期间内的生活习惯轨迹向量序列。

优选地，所述基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵，包括：

基于所述生活习惯轨迹向量序列，获取所述生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景；
计算任一场景与下一场景的转移概率；

基于所述转移概率，构建所述马尔科夫转移矩阵。

优选地，所述处理器 305 还执行如下步骤：基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵；

所述基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵包括：

获取多个用户的马尔科夫转移矩阵，每一马尔科夫转移矩阵与用户 ID 相关联；

对多个所述马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理，获取归一化转移矩阵；

将所述归一化转移矩阵与多个所述用户 ID 关联存储。

优选地，所述处理器 305 还执行如下步骤：基于所述归一化转移矩阵进行场景预测；

所述基于所述归一化转移矩阵进行场景预测，包括：

获取场景预测请求，所述场景预测请求包括用户 ID 和当前场景；

基于所述场景预测请求中的用户 ID，确定与用户 ID 相对应的归一化转移矩阵；

基于所述场景预测请求中的当前场景，从所述归一化转移矩阵中获取预测场景。

本发明实施例的设备 300，处理器 305 可基于位置服务获取用户的地理位置信息，所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息；对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列；基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵；获取用户的当前场景，基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景，使得基于设备 300 可对用户场景进行预测，且所获取的预测场景的准确性较高，客观性和可靠性强，计算过程简单方便。进一步地，处理器 305 对地理位置信息进行聚类分析获取的生活经验习惯轨迹向量序列可以存储在处理器缓存中，也可以存储在存储器 302 中；处理器 305 可将基于当前场景获取的预测场景发送给用户交互装置（如显示单元 304）或者网络接口（如 WiFi 模块 307）。可以理解地，显示单元 304 可显示该预测场景；WiFi 模块 307 可将该预测场景发送给外部显示设备，由外部显示设备显示该预测场景。

第四实施例

本实施例提供一种非易失性计算机可读存储介质。该非易失性计算机可读存储介质用

于存储一个或多个计算机可执行指令。具体地,计算机可执行指令被一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器执行第一实施例所述个性化场景预测方法,为避免重复,这里不再赘述。

本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的模块及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统、装置和模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

在本申请所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个模块或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或模块的间接耦合 或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的,作为模块显示的部件可以是或者也可以不是物理模块,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络模块上。可以根据实际的需要选择其中的部分或 者全部模块来实现本实施例方案的目的。

另外,在本发明各个实施例中的各功能模块可以集成在一个处理模块中,也可以是各个模块单独物理存在,也可以两个或两个以上模块集成在一个模块中。

所述功能如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的 技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者 网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U 盘、移动硬盘、ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵

盖在本发明的保护范围之内。因此，本发明的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

权 利 要 求 书

1. 一种个性化场景预测方法，其特征在于，包括：

基于位置服务获取用户的地理位置信息，所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息；

对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列；

基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵；

获取用户的当前场景，基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景。

2. 根据权利要求 1 所述的个性化场景预测方法，其特征在于，所述对用户预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列，包括：

采用 DBSCAN 算法对任一用户在预设期间内所有 POI 信息进行聚类，以获取若干子集群；

采用 K-MEANS 算法对每一所述子集群进行迭代聚合，获取每一所述子集群的质心 POI 信息，并将所述质心 POI 信息作为轨迹点输出；

基于所述轨迹点的时间序列，确定所述用户在所述预设期间内的生活习惯轨迹向量序列。

3. 根据权利要求 2 所述的个性化场景预测方法，其特征在于，所述基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵，包括：

基于所述生活习惯轨迹向量序列，获取所述生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景；

计算任一场景与下一场景的转移概率；

基于所述转移概率，构建所述马尔科夫转移矩阵。

4. 根据权利要求 1 所述的个性化场景预测方法，其特征在于，还包括：基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵；

所述基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵，包括：

获取多个用户的马尔科夫转移矩阵，每一马尔科夫转移矩阵与用户 ID 相关联；

对多个所述马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理，获取归一化转移矩阵；

将所述归一化转移矩阵与多个所述用户 ID 关联存储。

5. 根据权利要求 4 所述的个性化场景预测方法，其特征在于，还包括：基于所述归一化转移矩阵进行场景预测；

所述基于所述归一化转移矩阵进行场景预测，包括：

获取场景预测请求，所述场景预测请求包括用户 ID 和当前场景；

基于所述场景预测请求中的用户 ID，确定与用户 ID 相对应的归一化转移矩阵；

基于所述场景预测请求中的当前场景，从所述归一化转移矩阵中获取预测场景。

6. 一种个性化场景预测装置，其特征在于，包括：

位置信息获取模块，用于基于位置服务获取用户的地理位置信息，所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息；

轨迹向量序列获取模块，用于对用户在预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析，获取生活习惯轨迹向量序列；

转移矩阵构建模块，用于基于所述生活习惯轨迹向量序列，构建马尔科夫转移矩阵；

预测场景获取模块，用于获取用户的当前场景，基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中，获取对应的预测场景。

7. 根据权利要求 6 所述的个性化场景预测装置，其特征在于，所述轨迹向量序列获取模块包括：

子集群获取单元，用于采用 DBSCAN 算法对任一用户在预设期间内所有 POI 信息进行聚类，以获取若干子集群；

轨迹点获取单元，用于采用 K-MEANS 算法对每一所述子集群进行迭代聚合，获取每一所述子集群的质心 POI 信息，并将所述质心 POI 信息作为轨迹点输出；

向量序列获取单元，用于基于所述轨迹点的时间序列，确定所述用户在所述预设期间内的生活习惯轨迹向量序列。

8. 根据权利要求 7 所述的个性化场景预测装置，其特征在于，所述转移矩阵构建模块包括：

场景获取单元，用于基于所述生活习惯轨迹向量序列，获取所述生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景；

概率计算单元，用于计算任一场景与下一场景的转移概率；

矩阵构建单元，用于基于所述转移概率，构建所述马尔科夫转移矩阵。

9. 根据权利要求 6 所述的个性化场景预测装置，其特征在于，还包括归一化矩阵获取模块，用于基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵；

所述归一化矩阵获取模块包括：

矩阵获取单元，用于获取多个用户的马尔科夫转移矩阵，每一马尔科夫转移矩阵与用

户 ID 相关联;

逻辑回归处理单元, 用于对多个所述马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理, 获取归一化转移矩阵;

矩阵关联存储单元, 用于将所述归一化转移矩阵与多个所述用户 ID 关联存储。

10. 根据权利要求 9 所述的个性化场景预测装置, 其特征在于, 还包括: 归一化场景预测模块, 用于基于所述归一化转移矩阵进行场景预测;

所述归一化场景预测模块, 包括:

预测请求获取单元, 用于获取场景预测请求, 所述场景预测请求包括用户 ID 和当前场景;

归一化矩阵获取单元, 用于基于所述场景预测请求中的用户 ID, 确定与用户 ID 相对应的归一化转移矩阵;

归一化场景预测单元, 用于基于所述场景预测请求中的当前场景, 从所述归一化转移矩阵中获取预测场景。

11. 一种个性化场景预测设备, 其特征在于, 包括处理器及存储器, 所述存储器存储有计算机可执行指令, 所述处理器用于执行所述计算机可执行指令以执行如下步骤:

基于位置服务获取用户的地理位置信息, 所述地理位置信息包括与时间相关联的 POI 信息;

对用户 in 预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析, 获取生活习惯轨迹向量序列;

基于所述生活习惯轨迹向量序列, 构建马尔科夫转移矩阵;

获取用户的当前场景, 基于所述当前场景从所述马尔科夫转移矩阵中, 获取对应的预测场景。

12. 根据权利要求 11 所述的设备, 其特征在于, 所述对用户 in 预设期间内所有的地理位置信息进行聚类分析, 获取生活习惯轨迹向量序列, 包括:

采用 DBSCAN 算法对任一用户在预设期间内所有 POI 信息进行聚类, 以获取若干子集群;

采用 K-MEANS 算法对每一所述子集群进行迭代聚合, 获取每一所述子集群的质心 POI 信息, 并将所述质心 POI 信息作为轨迹点输出;

基于所述轨迹点的时间序列, 确定所述用户在所述预设期间内的生活习惯轨迹向量序列。

13. 根据权利要求 12 所述的设备, 其特征在于, 所述基于所述生活习惯轨迹向量序列,

构建马尔科夫转移矩阵，包括：

基于所述生活习惯轨迹向量序列，获取所述生活习惯轨迹向量序列中出现的所有场景；

计算任一场景与下一场景的转移概率；

基于所述转移概率，构建所述马尔科夫转移矩阵。

14. 根据权利要求 11 所述的设备，其特征在于，所述处理器还执行如下步骤：基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵；

所述基于所述马尔科夫转移矩阵，获取归一化转移矩阵，包括：

获取多个用户的马尔科夫转移矩阵，每一马尔科夫转移矩阵与用户 ID 相关联；

对多个所述马尔科夫转移矩阵进行逻辑回归处理，获取归一化转移矩阵；

将所述归一化转移矩阵与多个所述用户 ID 关联存储。

15. 根据权利要求 14 所述的设备，其特征在于，所述处理器还执行如下步骤：基于所述归一化转移矩阵进行场景预测；

所述基于所述归一化转移矩阵进行场景预测，包括：

获取场景预测请求，所述场景预测请求包括用户 ID 和当前场景；

基于所述场景预测请求中的用户 ID，确定与用户 ID 相对应的归一化转移矩阵；

基于所述场景预测请求中的当前场景，从所述归一化转移矩阵中获取预测场景。

16. 根据权利要求 11 所述的设备，其特征在于，所述设备还包括与所述处理器相连的网络接口；所述网络接口与远端存储设备和外部显示设备相连；所述网络接口用于接收所述远端存储设备发送的所述地理位置信息和所述当前场景，并将所述地理位置信息和所述当前场景发送给所述处理器；还用于接收所述处理器发送的所述预测场景，并将所述预测场景发送给所述外部显示设备。

17. 根据权利要求 11 所述的设备，其特征在于，所述设备还包括与所述处理器相连的用户交互装置，所述用户交互装置用于接收用户输入的场景预测指令并将所述场景预测指令发送给所述处理器；所述场景预测指令包括所述当前场景；

所述处理器，用于基于所述场景预测指令，获取所述预测场景，并将所述预测场景发送给所述用户交互装置；

所述用户交互装置，还用于接收并显示所述预测场景。

18. 根据权利要求 11 所述的设备，其特征在于，所述存储器中存储有数据库，用于存储所述地理位置信息和所述马尔科夫转移矩阵。

19. 一种非易失性计算机可读存储介质，其特征在于，用于存储一个或多个计算机可

执行指令，所述计算机可执行指令被一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器执行权利要求 1-5 任一项所述个性化场景预测方法。

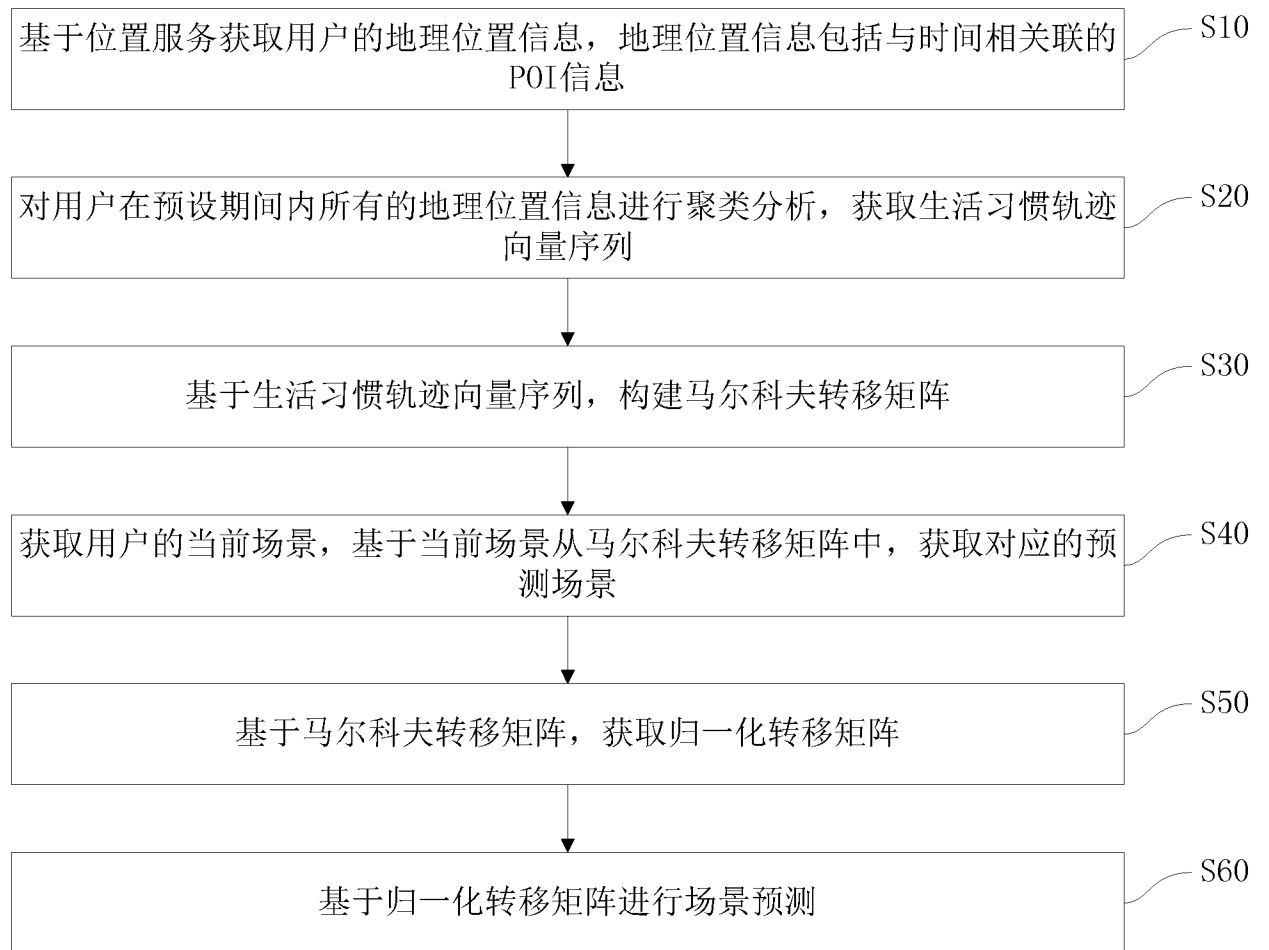


图 1

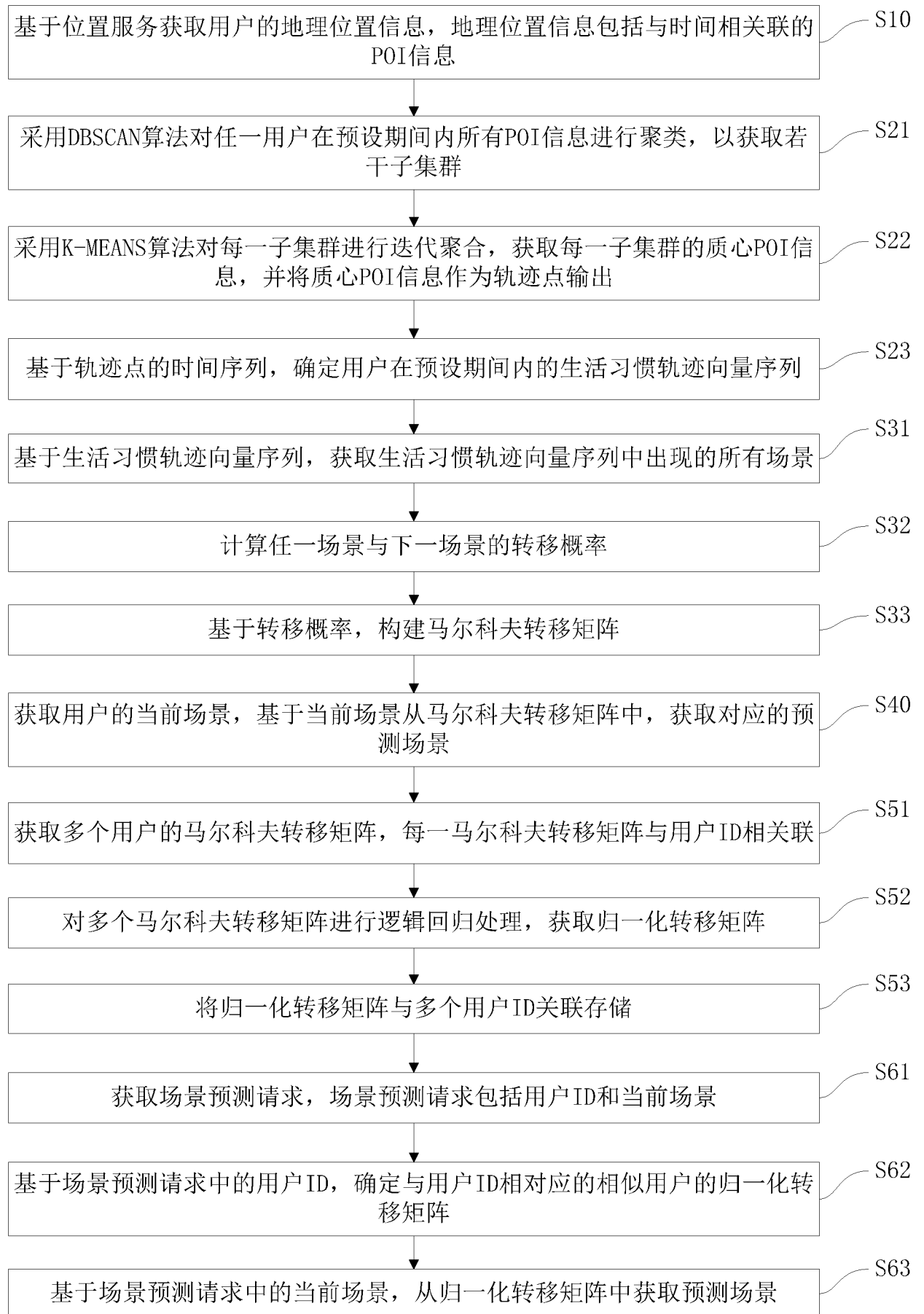


图 2

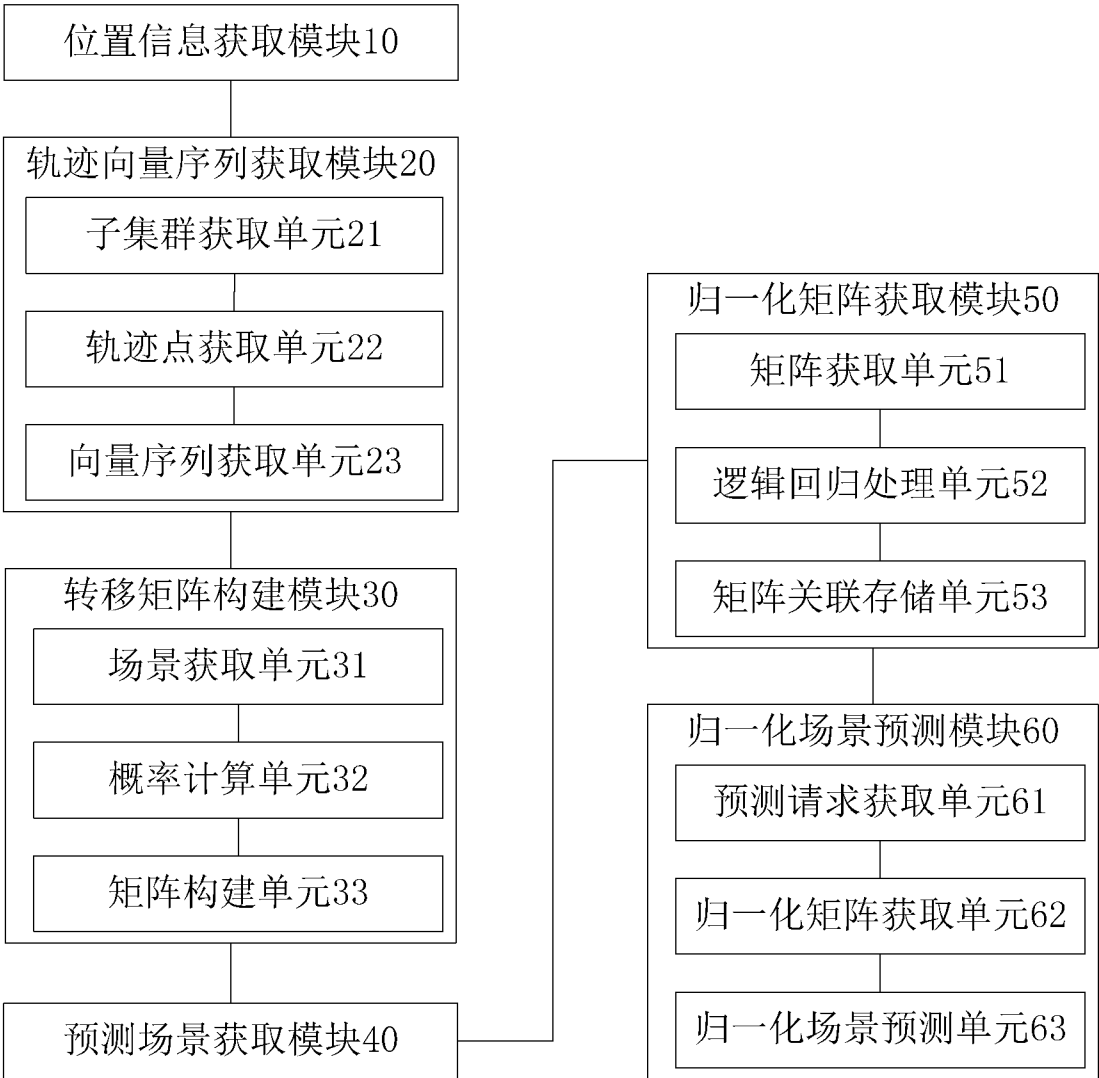


图 3

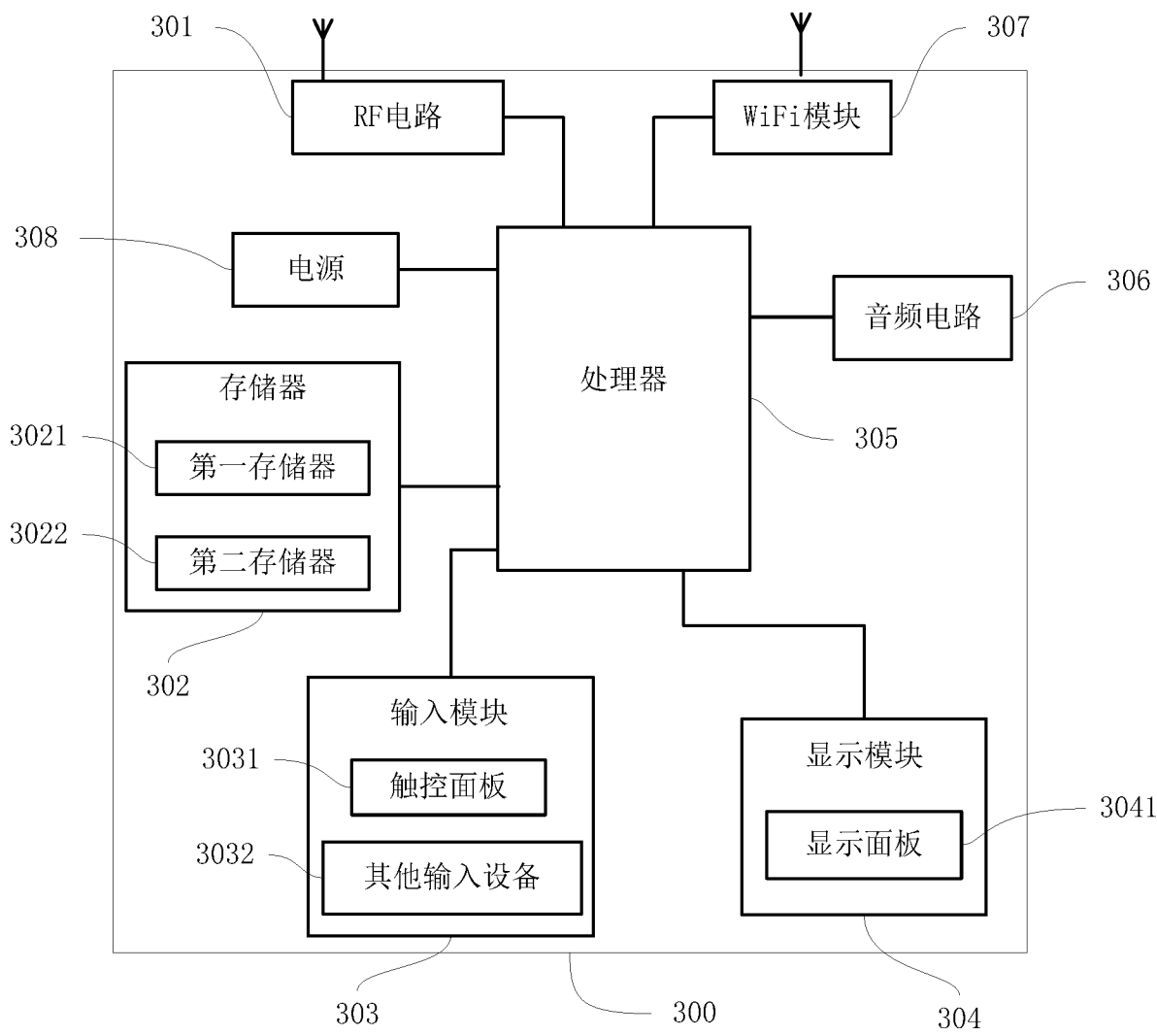


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2017/076475

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06Q 10/04 (2012.01) i; H04W 4/02 (2009.01) i
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06Q; G06F; H04W

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)
CNPAT, CNKI, EPODOC, WPI, IEEE: 场景, 位置, 地点, 历史, 预测, 聚类, 马尔科夫, 马尔可夫, 矩阵, 轨迹, 序列, position, location, environment, history, predict, expect, markov, matrix, track, order

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 103747523 A (MDT INFOTECH LTD. OF SHANGHAI RIVER), 23 April 2014 (23.04.2014), description, paragraphs [0107]-[0165]	1-19
X	CN 103731916 A (MDT INFOTECH LTD. OF SHANGHAI RIVER), 16 April 2014 (16.04.2014), description, paragraphs [0106]-[0165]	1-19
A	JP 5641243 B2 (KANTO JIDOSHA KOGYO K. K. et al.), 17 December 2014 (17.12.2014), entire document	1-19
A	CN 104239556 A (XI'AN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY), 24 December 2014 (24.12.2014), entire document	1-19
A	CN 106028444 A (NATIONAL COMPUTER NETWORK AND INFORMATION SECURITY MANAGEMENT CENTER), 12 October 2016 (12.10.2016), entire document	1-19

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date	“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)	“&” document member of the same patent family
“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means	
“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	

Date of the actual completion of the international search 24 July 2017	Date of mailing of the international search report 30 August 2017
Name and mailing address of the ISA State Intellectual Property Office of the P. R. China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088, China Facsimile No. (86-10) 62019451	Authorized officer LI, Weihua Telephone No. (86-10) 62413706

International application No.
PCT/CN2017/076475

Form PCT/ISA/210 (patent family annex) (July 2009)

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2017/076475

A. 主题的分类

G06Q 10/04(2012.01)i; H04W 4/02(2009.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06Q; G06F; H04W

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNPAT, CNKI, EPODOC, WPI, IEEE:场景, 位置, 地点, 历史, 预测, 聚类, 马尔科夫, 马尔可夫, 矩阵, 轨迹, 序列, position, location, environment, history, predict, expect, markov, matrix, track, order

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
X	CN 103747523 A (上海河广信息科技有限公司) 2014年 4月 23日 (2014 - 04 - 23) 说明书第[0107]-[0165]段	1-19
X	CN 103731916 A (上海河广信息科技有限公司) 2014年 4月 16日 (2014 - 04 - 16) 说明书第[0106]-[0165]段	1-19
A	JP 5641243 B2 (KANTO JIDOSHA KOGYO K.K. 等) 2014年 12月 17日 (2014 - 12 - 17) 全文	1-19
A	CN 104239556 A (西安理工大学) 2014年 12月 24日 (2014 - 12 - 24) 全文	1-19
A	CN 106028444 A (国家计算机网络与信息安全管理中心) 2016年 10月 12日 (2016 - 10 - 12) 全文	1-19

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2017年 7月 24日

国际检索报告邮寄日期

2017年 8月 30日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中华人民共和国国家知识产权局(ISA/CN)
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

李伟华

电话号码 (86-10)62413706

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2017/076475

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	103747523	A	2014年 4月 23日	无	
CN	103731916	A	2014年 4月 16日	无	
JP	5641243	B2	2014年 12月 17日	无	
CN	104239556	A	2014年 12月 24日	无	
CN	106028444	A	2016年 10月 12日	无	