

文章编号:1001-9081(2006)12-2813-04

基于局部信息的 WLAN 位置预测器

田 明^{1,2}, 刘衍珩^{1,2}, 余雪岗^{1,2}, 顾广聚^{1,2}, 王 品³

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012;

2. 吉林大学 符号计算与知识工程教育部重点实验室, 吉林 长春 130012;

3. 中国海洋大学 数学系, 山东 青岛 266071)

(tianm. www@gmail.com)

摘 要:分析了移动路径预测的已有方案,尤其针对 k 阶 Markov 预测器中存在的状态空间膨胀以及知识更新较慢问题,提出了一种新的 WLAN 位置预测器模型,并在 1200 个实际 WLAN 用户的移动跟踪数据集上对 Markov 预测器和新预测器的预测精度进行了比较分析。分析结果表明,新的预测器模型比 k 阶 Markov 预测器中复杂度最低的一阶 Markov 预测器更节省空间和搜索时间,并且比预测效果最好的二阶 Markov 预测器有更好的预测精度和普适性。该模型以很小的代价获得更好的性能,具有较高的实用价值。

关键词:移动路径预测; Markov 预测器; 状态空间膨胀; 知识老化; L-局部预测器

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A

Location predictor for WLAN based on partial information

TIAN Ming^{1,2}, LIU Yan-heng^{1,2}, YU Xue-gang^{1,2}, GU Guang-ju^{1,2}, WANG Pin³

1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun Jilin 130012, China;

2. Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun Jilin 130012, China;

3. Department of Mathematics, Ocean University of China, Qingdao Shandong 266071, China

Abstract: Some problems existing in the available themes, especially the state space expansion and knowledge aging problem in Order-k Markov predictors, were analyzed. A new predictor model was proposed. Prediction accuracy of the proposed predictor was compared with that of Order-k Markov predictors by using a trace of the mobility patterns of 1,200 users on real Wi-Fi wireless network. The new model's good practicability is shown by the results. It saves more space and time than Order-1 Markov predictor that is the simplest in Order-k Markov predictors, and outperforms Order-2 Markov predictor that has the best prediction performance.

Key words: path prediction; Markov predictor; states pace expansion; knowledge aging; L-partly predictor

0 引言

移动预测在移动计算和无线网络中有着极其重要的作用,对无线网络各层协议和无线网络服务质量等都有重大影响^[1,2],相关科研机构和学者提出了一些解决方案。Shadow Cluster 方案^[3]要求所有相邻小区预留资源。Shadow Cluster 改进方案^[4]尝试确切预测移动用户下一个或几个小区而非全部相邻小区。基于 LZ 编码理论中 LZ 树的 LZ-based 方案^[5~9]、基于部分匹配适用于固定阶数的 PPM 方案^[10]、扩展 PPM 而不限阶数的 SPM 方案^[11]和 k 阶 Markov 预测器方案^[12]等都提出了各自的预测方法。Dartmouth 学院的学者在其无线校园网络用户移动数据(下文简称为数据集 M)^[13]的基础上分析了上述方案,发现相对简单的 k 阶 Markov 预测器能起到和其他方案相同甚至更好的预测效果^[14]。文献^[14]也指出 k 阶 Markov 预测器中 2 阶的预测效果最好。但是,2

阶或 2 阶以上 Markov 预测器都存在状态空间膨胀问题;另外,它们没有考虑到用户移动的时间局部性,不能及时地适应用户移动模式的改变。这两个问题对 Markov 预测器的实用性提出了很大的挑战。

1 二阶 Markov 预测器

1.1 定义

假定移动用户的位置变量 X 是一个随机变量,且随机变量序列 $X_i (1 \leq i \leq n)$ 构成一个时齐 Markov 过程。二阶 Markov 预测器模型要求随机变量序列 X_i 满足以下要求:

$$p\{X_{n+1} = a | X(1, n) = L\} = p\{X_{n+1} | X_n X_{n-1} = a_n a_{n-1}\} \quad (1)$$

$$p\{X_{n+1} = a | X_n X_{n-1} = a_n a_{n-1}\} = p\{X_{k+1} = a | X_k X_{k-1} = a_k a_{k-1}\} \quad (2)$$

收稿日期:2006-06-05;修订日期:2006-08-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60573128);公安部应用创新计划资助项目(2005YYCXJLST045)

作者简介:田明(1982-),男,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向:无线网络服务质量、802.11e; 刘衍珩(1958-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机网络安全、网络管理、移动 IP 和 QoS; 余雪岗(1974-),男,讲师,主要研究方向:移动 IP、无线网络 QoS; 顾广聚(1981-),男,河南南阳人,硕士研究生,主要研究方向:网络体系结构、主动网络、网络安全; 王品(1983-),女,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向:控制理论、离散系统。

其中, a_k 代表一个无线接入点 (Access Point, AP), $L = a_1 a_2 \cdots a_n$ 代表了用户经历的 AP 序列。

二阶 Markov 预测器的目的是根据用户当前的 AP (即 AP_{curr}) 以及上一个 AP (即 AP_{prev}) 去预测用户下一个可能到达的 AP。它的核心是建立转移概率矩阵 M 。此矩阵的行元素表示长度为 2 的 AP 位置上下文 (即 $AP_{prev} AP_{curr}$, 也称为状态), 列元素表示下一个 AP 位置 (即 AP_{next})。矩阵元素表示在行元素代表的当前状态下, 用户进入列元素代表的 AP 位置的概率。

二阶 Markov 预测器的应用就是根据用户当前状态找到 M 中的相应行, 该行中最大的元素值对应的列所代表的 AP 位置即为预测结果。

1.2 二阶 Markov 预测器存在的不足

若 AP 的数目为 N , 则二阶 Markov 预测器的状态空间的大小为 N^2 , 其转移概率矩阵为 $N^2 \times N$ 矩阵, 两者的空间复杂度分别为 $O(N^2)$ 和 $O(N^3)$ 。因此在大 WLAN 环境中, 二阶 Markov 预测器的状态空间将随着 AP 数目的增加而指数增长。这对状态空间的搜索和转移概率矩阵的存储造成了较大影响。文献[15]通过消减无用状态来解决该问题, 但消减过程本身也面临空间膨胀问题。文献[16]通过定义常见状态并以常见状态集进行预测, 然而这种方法也明显降低了预测精度。

另一方面, 二阶 Markov 预测器没有考虑用户移动行为的时间局部性, 存在历史经验不能老化、知识更新较慢的问题。当用户移动模式发生变化时, 历史经验往往会误导预测而使命中率降低, 同时也延长了预测器对用户移动模式变化的反应时间。举例来说, 某用户近几天的移动情况很有规律, 总是从 A 到 B 再到 C, 即其路径为 ABC, 假设 ABC 出现了 n 次后用户路径变成了 ABD, 那么 ABD 出现的次数至少要超过 n 后预测器才能够正确的预测出下一跳为 D。更坏的情况是, 很有可能在次数超过 n 之前用户的移动路径又发生了改变, 很显然, 这段时间里预测器根本就没有一次能预测准确。所以有必要适当地老化或丢弃旧历史信息, 增加较新历史信息在未来预测中所占的比重, 从而更快地适应用户移动模式的改变。文献[17]中采用了老化系数, 但效果不理想。

通过分析数据集 M 中大量用户跟踪文件发现, 在很多情况下根据当前 AP 位置, 利用最近发生的很少的一些经验就可以进行较准确的预测, 其效果要比二阶 Markov 预测器还要好。因此, 我们提出了一种基于局部信息的 WLAN 位置预测器: L-局部预测器。

2 L-局部预测器

2.1 相关定义

定义 1 当前上下文。进行下一跳预测时要参考的前提性信息称为当前上下文, 简称上下文, 用字母 C 表示。二阶 Markov 预测器的上下文由当前位置和上一跳位置组成, 一阶 Markov 预测器和 L-局部预测器的上下文为当前位置。

定义 2 局部缓存。出现过的每一个上下文 C 都有一个长度为 L 的数组与之对应, 该数组按时间先后记录着 C 后最近出现过的 L 个位置 (位置可以重复出现), 该数组称为上下文 C 的 L-局部缓存, 或称 C 的局部缓存。

定义 3 L-局部预测器。假定用户移动模式满足 (1)、(2) 式, 把用户路径中出现过的每个上下文的局部缓存长度都设定为 L , 进行移动预测时, 根据当前上下文找到其对应的局部缓存, 将该缓存中出现次数最多的位置 (有多个时选取

最先或最后出现的) 作为预测结果。

L-局部预测器为每个上下文建立一个 L 长度的局部缓存, 所有局部缓存组成一个缓存集合, 通过该缓存集合就可以根据移动用户当前所在的 AP 去预测其下一步即将进入的 AP。不同的 L 值对应不同的局部预测器。

不同 L 值的 L-局部预测器的预测精度取决于具体应用环境对应的随机过程中随机变量之间的相关程度。如果 L-局部预测器选择的 L 值能够反映这种相关规律, 则此 L 值的 L-局部预测器将达到最佳的效果。

2.2 不同 L 值的局部预测器性能比较

为了比较不同 L-局部预测器在 WLAN 环境下的预测效果, 对数据集 M 中 1200 个不同用户在不同的 L-局部预测器下的平均预测精度进行了分析, 得到的结果如图 1 所示。图 1 比较了 L 分别为 1、10、30、50 时的预测效果。可以发现随着 L 值的增大, 预测精度变化呈现出先增加再减小的趋势, 当 $L = 10$ 时达到最好的预测效果。这说明 10-局部预测器模型符合 WLAN 环境下用户的实际移动模式。

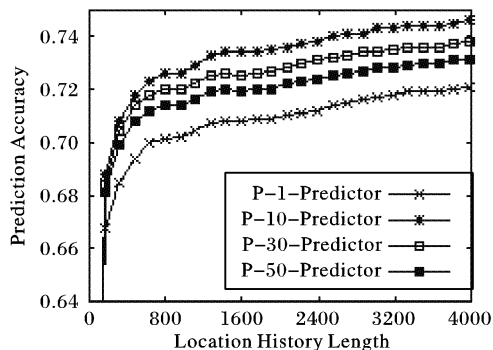


图 1 不同 L 值的局部预测器

由 L-局部位置预测器模型的定义可知, 对于每个上下文, 其局部缓存中存放的只是最近出现过的 L 个下一跳位置, 新模型对于历史知识的老化表现在对老知识的直接丢弃, 从而实现了知识更新。1-局部位置预测器是一种极端情况, 它对于每一个上下文只是简单地保留上次到达的下一跳, 丢弃两次以前的旧信息, 也就是说它把当前上下文后最近到过的位置作为预测结果, 这种朴素的想法很直观地表达了对用户移动行为的时间局部性的关注, 图 2 是它与一阶 Markov 预测器的比较, 当用户移动跳数超过 1000 时其性能明显超过一阶 Markov 预测器, 而且随着跳数的增加优势越来越明显, 这说明它比一阶 Markov 预测器更符合用户的实际移动模式, 同时说明我们基于时间局部性的考虑是合理的。

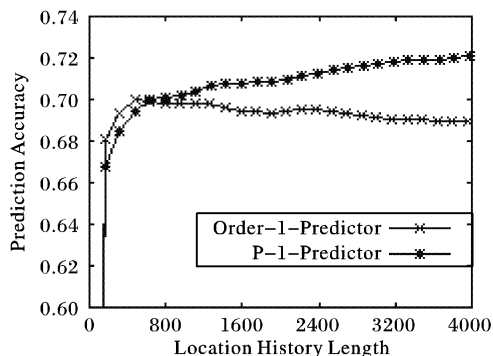


图 2 一阶 Markov 预测器与 1-局部预测器

当 L 值比较大时, 局部缓存中便保留了过多的历史信息, 模型对旧知识的老化能力也随之减弱, 图 1 中 $L = 50$ 时预测器的性能明显低于 10-位置预测器。当局部缓存无限大时, 预

测器把每个上下文后所有出现过的位置都保存下来,即对历史知识没有任何老化处理,此时便等同于一阶 Markov 模型。

3 代价分析

本文使用复杂度来分析新模型的代价,设定用户经历过的 AP 数目为 N 。

上下文结构直接影响到状态空间的大小,若每个上下文有 k 个位置组成,则其状态空间大小为 N^k 。一阶、二阶 Markov 模型的状态空间大小分别为 N 、 N^2 ;由定义 1 知,新模型的状态空间大小为 N ;于是三者状态空间的复杂度分别为 $O(N)$ 、 $O(N^2)$ 和 $O(N)$ 。一阶、二阶 Markov 模型转移矩阵的存储空间复杂度分别为 $O(N^2)$ 和 $O(N^3)$,而由定义 2 知,新模型的存储空间规模仅为 $L \times N$,其复杂度为 $O(N)$ 。一阶 Markov 预测器是 k 阶 Markov 预测器中复杂度最低的,而新模型与之相比,有相同的状态空间复杂度和更低的存储空间复杂度。

在本文分析的 1200 个移动用户中,经过的不同 AP 数目最多的为 170 个。若应用二阶 Markov 模型,则其转移概率矩阵所需的内存就将达到 $4 \times 170^3 = 19.65\text{MB}$ 左右,而 10-局部预测器模型仅为 $4 \times 170 \times 10 = 6.64\text{KB}$,两者在存储空间上的要求相差甚多。状态空间的大小直接影响到算法的平均搜索时间,二阶模型的状态空间大小为 $170^2 = 28900$,而 10-局部预测器模型的状态空间的大小仅为 170。由此可见,L-局部预测器模型在存储要求和状态空间搜索时间上的改善是明显的。这种改善使得 L-局部预测器模型也适合于在线应用。

4 应用性能比较

为了分析 L-局部预测器在实际应用中的预测性能,利用 M 上 1200 个用户的访问历史对 L-局部预测器和一阶、二阶 Markov 预测器的预测性能在平均准确度和普适性两个方面作了比较和分析。分析中取定 L 值为 10。

4.1 预测精度比较

图 3 ~ 图 5 描述了在不同长度的历史数据集上三种 Markov 预测器的预测精度的比较。

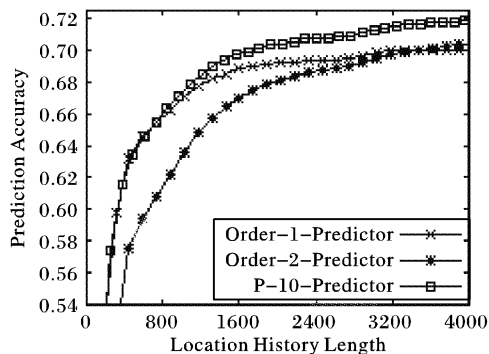


图3 预测精度比较——短历史

图 3 描述了三者在用户历史记录的长度(用户所经历的跳数)小于 500 时的精度情况,当用户历史记录特别短(小于 80)的时候,10-局部预测器跟一阶 Markov 预测器的精度十分接近,这是因为每个上下文的局部缓存还没有完全存满,也就是说还没有开始历史信息的淘汰,此时 10-局部预测器跟一阶 Markov 预测器没有区别,都是利用所有的历史信息去预测下一跳;同时两者又都是优于二阶 Markov 预测器的,因为两者的上下文都只有一个位置组成,很快就能积累出有效的预测经验,而二阶 Markov 预测器的上下文由两个相邻的位置组

成,虽然预测时参考了更多的信息但同时也导致其转移矩阵的建立过程较慢,此时还不能够进行比较准确的预测。此阶段 10-局部预测器跟二阶 Markov 预测器的平均差值达到 3.71%。

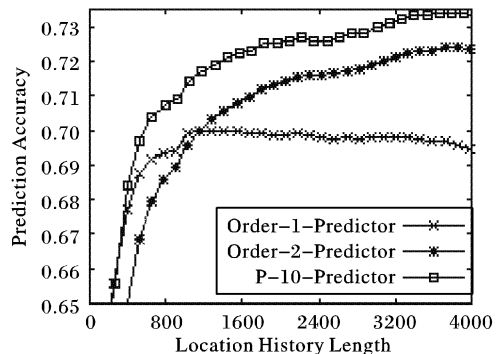


图4 预测精度比较——中历史

图 4 中随着用户历史记录长度的增加,10-局部预测器跟二阶 Markov 预测器的预测精度都有了很大程度的提高,两者的变化幅度大致相当,保持 2% 上下的差距,同时一阶 Markov 预测器的预测性能呈现出下降的趋势。当历史记录增多时,10-局部预测器中信息的淘汰作用显现,同时二阶 Markov 预测器的转移矩阵也逐渐建立起来,两者的性能都有了提高;而对于一阶 Markov 预测器来说,其转移矩阵早就建立起来了,随着历史记录的增加其保留的旧经验也越来越多,从而性能下降。

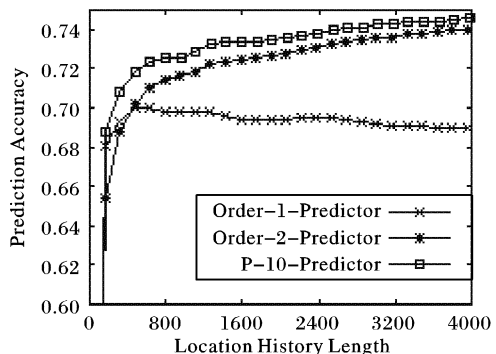


图5 预测精度比较——长历史

图 5 中显示了长历史记录的情况。二阶 Markov 预测器的性能虽然逐渐向着 10-局部预测器的靠近,但始终没达到相同的效果,在长度为 4000 时仍有 0.7% 的差距;同时 10-局部预测器与一阶 Markov 预测器之间的最大差距达到了 6%。

在不同长度的历史位置信息下,10-局部预测器的表现稳定。当历史记录变长时,一阶 Markov 预测器的精度下降明显,二阶 Markov 预测器的精度虽然有升高的趋势,但同时应该考虑到二阶 Markov 预测器精度升高所带来的巨大空间时间代价——随 AP 数目的增加,10-局部预测器的状态空间呈线性增长,同二阶 Markov 预测器状态空间的指数增长相比,状态搜索时间的变化要稳定得多,这对一个相对稳定的移动用户来说是很关键的。

4.2 普适性比较

图 6 ~ 图 8 描述了不同长度历史记录下 Markov 预测器中不同的平均预测精度水平所占用户的比例。

图中任意一点的意义是:预测精度小于等于 x 的用户数目占用户总数的比例为 y 。对于同一个 x 值而言, y 值越小说明小于等于 x 的用户数越多,用户总数是一定的,于是同时也说

明大于等于 x 的用户数越少。考虑一种极端情况,如果预测器的预测精度足够的好,即所有用户的准确度都接近于 1,那么 y 值应该一直特别小直到最后才突然变大到 1,其曲线应该是紧贴着 x 轴直到接近 $x = 1$ 时才上扬,这是我们期望的理想曲线。理想曲线可以用来衡量实际模型的性能,越靠近理想曲线那么模型的普适性就越好,反之越差。

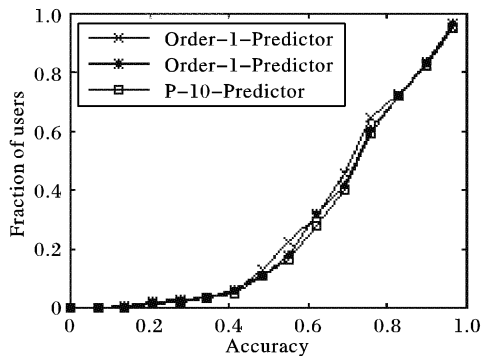


图6 普适性比较——短历史

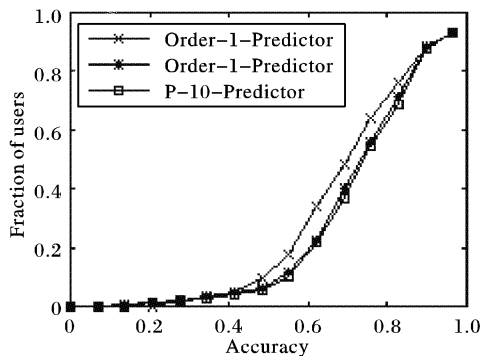


图7 普适性比较——中历史

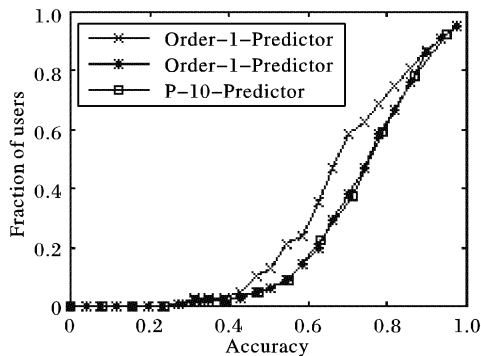


图8 普适性比较——长历史

由图可以发现,长历史记录上 10-局部预测器高预测精度下的用户数量跟二阶 Markov 模型相近,在短及中等长度的历史记录上要略好于二阶 Markov 模型;同时三种情况下两者都比一阶 Markov 模型要好。这说明 10-局部预测器在符合 WLAN 环境下移动用户的移动规律方面有最好的效果。

5 结语

通过上述工作可以发现,10-局部预测器比一阶二阶 Markov 预测器有更好的稳定性和预测精度。在大幅度地降低 k 阶 Markov 预测器状态空间复杂性的同时,也降低了状态搜索的时间复杂度,使得进行在线预测成为可能。这些结果表明,L-局部预测器具有较高的实用价值。

下一步工作将着重于建立一个自适应的局部预测器模型,每个上下文的缓存数组长度不再固定不变,而是根据用户的实际移动模式自适应地调整,以更快地适应用户移动模式

的变化,在较小的状态空间复杂度下,得到更好的预测精度。

参考文献:

- [1] HADJIEFTHYMIADIS S, PAPAYIANNIS S, MERAKOS L. Using path prediction to improve TCP performance in wireless/mobile communications[J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(8): 54-61.
- [2] KYRIAKAKOS M, HADJIEFTHYMIADIS S, FRANGIADAKIS N, et al. Enhanced path prediction for network Resource Management in Wireless LANs[J]. IEEE Wireless Communications Magazine, Special issue on "The Evolution of Wireless LANs and PANs", 2003, 10: 62-69.
- [3] LEVINE DA. The shadow cluster concept for resource allocation and call admission in ATM-based wireless networks[A]. Proceedings of the 1st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking[C]. Berkeley: ACM, 1995. 142-150.
- [4] WILLIAM SU. Bandwidth allocation strategies for wireless ATM networks using predictive reservation[A]. Proceedings of the IEEE GLOBECOM 1998-The Bridge to the Global Integration[C]. Sydney: ACM, 1998. 2245-2250.
- [5] VITTER JS, KRISHNAN P. Optimal prefetching via data compression[J]. Journal of the ACM, 1996, 43(5): 771-793.
- [6] KRISHNAN P, VITTER JS. Optimal prediction for prefetching in the worst case[J]. SIAM Journal on Computing, 1998, 27(6): 1617-1636.
- [7] FEDER M, MERHAV N, GUTMAN M. Universal prediction of individual sequences[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(4): 1258-1270.
- [8] YU F, VICTOR L. Mobility-based predictive call admission control and bandwidth reservation in wireless cellular networks[J]. Computer Networks, Elsevier Science, 2002, 38(5): 577-589.
- [9] BHATTACHARYA A, DAS SK. LeZi-Update: An information-theoretic approach to track mobile users in PCS networks[A]. Proceedings of the IEEE GLOBECOM 1998-The Bridge to the Global Integration[C]. Sydney: ACM, 1998. 121-135.
- [10] CLEARY JG, TEAHAN WJ. Unbounded length contexts for PPM[A]. Proceedings of the 5th Data Compression Conference[C]. Snowbird: IEEE, 1997. 52-61.
- [11] JACQUET P, SZPANKOWSKI W, APOSTOL I. A universal predictor based on pattern matching[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 48(6): 1462-1472.
- [12] CHENG C, JAIN R, VAN DEN BERG E. Location prediction algorithms for mobile wireless systems[M]. Boca Raton: CRC Press, 2003. 245-263.
- [13] CRAWDAD. Wireless trace datasets[EB/OL]. <http://crawdad.cs.dartmouth.edu/data.php>, 2006.
- [14] SONG LB, KOTZ D, JAIN R, et al. Evaluating location predictors with extensive Wi-Fi mobility data[A]. Proceedings of INFOCOM [C]. Hongkong: IEEE, 2004. 1414-1424.
- [15] DESHPANDE M, KARYPIS G. Selective Markov Models for Predicting Web-Page Accesses[J]. ACM Transactions on Internet Technology, 2004, 4(2): 163-184.
- [16] PITKOW JE, PIROLI P. Mining longest repeating subsequence to predict world wide Web surfing[A]. In 2nd USENIX Symposium on Internet Technologies and Systems[C]. Boulder, CO, 1999.
- [17] SONG LB, KOTZ D, JAIN R, et al. Evaluating location predictors with extensive Wi-Fi mobility data[TR2004-491][R]. Dartmouth College Computer Science Technical Report, 2004.