

一种基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法*

张汝云, 许明艳, 江 涛

(国家数字交换系统工程技术研究中心, 郑州 450002)

摘要: 现有的定位算法只表现了目标的静态位置特征,不能较好地目标移动情况下跟踪获取目标的运行行为轨迹。针对这一问题,设计了一种基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法。该算法根据小区覆盖范围内的地理位置信息和目标用户的移动速度,建立隐马尔可夫模型;然后,基于维特比译码算法对最佳路径和最佳状态概率进行最优化求解,实现对目标轨迹的跟踪。仿真结果表明,该算法可以在基站小区分辨率下精确地获取目标轨迹。

关键词: 目标轨迹跟踪; 隐马尔可夫模型; 维特比译码

中图分类号: TN911; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)05-1455-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.043

Partial CSI based affinity propagation dynamic clustering algorithm

ZHANG Ru-yun, XU Ming-yan, JIANG Tao

(National Digital Switching System Engineering & Technological Research Center, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: This paper designed a tracking algorithm based on hidden Markov model for mobile targets. Firstly, it established hidden Markov model according to the location information within cell covering area and target's moving speed, then gained the optimization path and the optimization estate probability by employing Viterbi decoding algorithm, this method could track target trace. The simulation results show that this algorithm can obtain accuracy target's routing within base station cell resolving probability.

Key words: target trace tracking; hidden Markov model; Viterbi decoding

自 E-911 定位需求提出以来,蜂窝移动通信系统中的定位技术受到高度重视。移动通信技术的快速发展和用户数目指数级增长,更是推动了蜂窝网中定位技术的深入研究。

基于信号特征检测的无线定位技术严重依赖于无线传播环境。为给出较为精确的位置估计结果,需要收发两端能够实现信号的视距(LOS)传播,并且需要多个测控台的参与,不同测控台之间还需要有严格的时间同步^[1]。为有效提高定位精度,国内外学者提出了不少抑制或减少 NLOS 影响的有效方法^[2~5]。但是每种方法均有其适用的场合和假设前提,且计算复杂度高,难以应用于实际的定位系统。特别是在电磁环境复杂的地理环境中,传统的无线电波传播模型和 NLOS 分布模型均无法应用,基于数据库位置信息匹配的定位方案显示出其潜在优势^[6,7]。文献[8~10]中, Lee 等人提出了通过建立 NLOS 误差数据库的方法来降低 NLOS 对实测数据影响的定位方法。文献[11]对数据库相关定位方法进行了简要总结,并给出了多种相关匹配方法。文献[12]提出了一种利用对神经网络进行训练建立指纹数据库的方法。文献[13]主要分析了数据库定位误差的来源,并分析了确定性方法和概率方法的优劣。但是,现有的数据库定位算法都假设用户是静止的,然后再将用户的连续实测数据与数据库中存储的先验采集数据进行比对,从而给出定位结果。但是当目标移动时,实际采集到的数据会不停变化,这给精确匹配带来了不利影响。同时,可以获取到的目标地理位置信息是一个个孤立的,只是表现了目标的静态

位置特征。不能较好地目标移动情况下跟踪获取目标的运行行为轨迹,并且实际的街道情况复杂,即使具有同样地理位置信息的目标,其运行轨迹也会存在差异性。

针对以上问题,本文设计了一种基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法。

1 模型建立

按照所在小区的范围对目标轨迹进行跟踪的模型如图 1 所示,小区的覆盖范围内有若干条道路。按照被小区覆盖的情况对道路进行分段,如纵向道路的上半部分完全被基站 C 所覆盖,下半段被三个基站同时覆盖,所以将这条纵向的道路标记为“1”和“2”两部分。利用隐马尔可夫模型^[11]对图 1 进行描述。令分段后的道路构成含有 N 个元素的状态集合,并且将该集合记做:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\} \quad (1)$$

观测集合由基站标志和移动速度构成,该集合记做:

$$Y = \{o, v | o_i \in \{o_1, o_2, \dots, o_M\}, v_{\min} \leq v \leq v_{\max}\} \quad (2)$$

其中:共有 M 个基站 $\{o_1, o_2, \dots, o_M\}$, 移动速度在区间 $(v_{\min}, v_{\max})$ 内。状态 s_i 到状态 s_j 的转移概率为

$$P(s_j | s_i) = a_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

处于状态 s_i , 观测到 $\{o, v\}$ 的条件概率密度函数为

$$P(o_k, v | s_i) = b_i(o_k, v) \quad k = 1, 2, \dots, M, v_{\min} \leq v \leq v_{\max} \quad (4)$$

收稿日期: 2012-10-10; 修回日期: 2012-12-06 基金项目: 国家“863”计划重点资助项目(2011AA010604)

作者简介: 张汝云(1973-), 男, 山东茌平人, 副教授, 博士, 主要研究方向为移动无线通信(zry@ndsc.com.cn); 许明艳(1974-), 女, 河南新乡人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为新一代移动网技术; 江涛(1974-), 男, 湖北武汉人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为新一代移动网技术。

因此,目标轨迹跟踪问题就可归结为在已知观测概率 $b_i(o_k, v)$ 、转移概率 a_{ij} 和观测集合 $\{y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_T}\}$, $y_{t_i} \in Y$ 的情况下,求解状态序列 $\{s_{t_1}, s_{t_2}, \dots, s_{t_T}\}$ 。

2 基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法

可分三步实现基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法:

a) 拓扑图构建; b) 隐马尔可夫模型建立; c) 最优解计算。首先根据小区覆盖范围内的地理位置信息(包括道路及分段情况、基站位置)和用户移动速度构造实际公路的拓扑图,确定初始状态分布、状态转移概率分布矩阵和观察过程概率密度向量;然后建立隐马尔可夫模型;最后基于维特比译码算法实现对目标轨迹的跟踪。

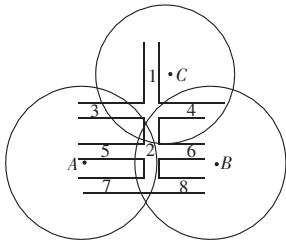


图1 目标轨迹的跟踪模型

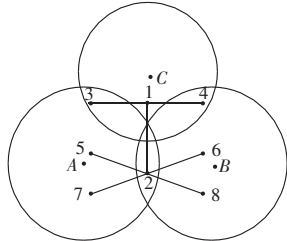


图2 路段作为节点的图结构

2.1 拓扑图构建

第一步是预备阶段,主要是构造实际公路的拓扑图,并计算每段公路之间的转移矩阵。

1) 构造拓扑图 首先将图1所示基站覆盖下的公路分布图转换成图2所示的图结构,其中每段公路用节点表示。如图2所示,在三个基站覆盖区域下有8个节点,用8个状态 s_i 表示这8个节点($i=1,2,\dots,8$),代表图1中的8段公路。

2) 设置转移概率矩阵 这8个点两两相互间存在有转移概率 $P(s_j | s_i) = a_{ij}$ 。如图2所示,有唯一链接的两条路的转移概率 $P(s_1 | s_3) = 1$ 。可根据实际情况设置有多条链接的两条路的转移概率:例如,如果2号路段只能到6号和8号路段,并且6号和8号路段的车流量相同,那么就可设置 $P(s_8 | s_2) = P(s_6 | s_2) = 1/2$ 。以此类推,可以构造出全部8个节点间的转移概率矩阵。

3) 设置条件观测概率矩阵 在实际应用中,可观测到两方面的信息:当前目标的移动速度(算法中用 v 表示)和当前目标所属的小区(算法中用 o 表示)。这样,当目标处于某条道路时(某个状态 s_i 时),可观测到的该目标的速度和所属小区都具有一定的概率,如当目标处于路段2时,其可能存在于小区A或小区B下,所以 $P(o_A | s_2) = P(o_B | s_2) = 1/2$;此外,当目标处于道路2,并且其速度是 v 时,其具有的条件概率密度函数为 $f(v | s_2)$ 。因此,可根据实际情况预先建立好这两个观测量的条件概率分布矩阵。

2.2 建立隐马尔可夫模型

第二步是建立隐马尔可夫模型。如图3所示,当陆续观测到的基站位置和速度为 $\{A, v_1\}$ 、 $\{B, v_2\}$ 、 $\{C, v_3\}$ 和 $\{A, v_4\}$ 时,可按式(6)和(7)计算出图3中的最佳路径概率 $\phi_{s_j}(t+1)$ 和最佳状态概率 $\psi_{s_j}(t+1)$ 。

2.3 最优解计算

第三步是利用维特比算法计算最优解。当按照图3完成全部的概率计算时,就可利用维特比译码进行回溯,找出每时

刻目标所处的路段(即状态)^[11]。

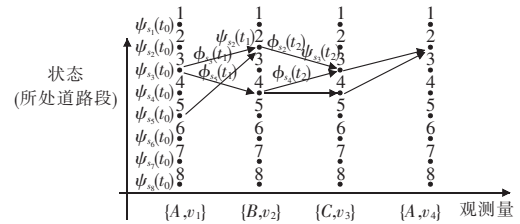


图3 路段作为节点的图结构

设初始时刻目标所在街道的概率分布为其初始状态分布,记做 π_n ($n=1,2,\dots,N$),并且有 $\sum_{n=1}^N \pi_n = 1$ 。若经过 T 次观测 $\{y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_T}\}$,在时刻 t_T 所处状态为 s_i , t 时刻处于状态 s_i 的最佳路径概率为 $\phi_{s_i}(t)$ ($i=1,2,\dots,N$)。在 t_{T+1} 时刻观测到的观测值集合为 $y_{t_{T+1}}$,并且状态为 s_j 的概率为

$$\begin{aligned} P(x_{t_T} = s_i, y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_T}, y_{t_{T+1}}, x_{t_{T+1}} = j) = \\ P(x_{t_T} = s_i, y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_T}) \times P(x_{t_{T+1}} = s_j | x_{t_T} = s_i) \times \\ P(y_{t_{T+1}} | x_{t_{T+1}} = s_j) = \phi_{s_i}(t) \times a_{ij} \times b_j(y_{t_{T+1}}) \end{aligned} \quad (5)$$

所以在 t_{T+1} 时刻,目标处于状态 s_j 的最佳路径的概率为

$$\phi_{s_j}(t+1) = \max_{S, v, \min \leq v \leq v_{\max}} (\phi_{s_i}(t) \times a_{ij} \times b_j(y_{t_{T+1}})) \quad (6)$$

从 t_T 时刻到 t_{T+1} 时刻,目标处于的最可能状态为

$$\phi_{s_j}(t+1) = \arg \max_{s_i \in S} (\phi_{s_i}(t) \cdot a_{ij}) \quad (7)$$

根据式(6)(7)进行维特比译码算法,即可得到 t_T 到 t_{T+1} 时刻目标所处的最有可能位置,将这些位置连接起来就构成所要跟踪的目标轨迹。

3 性能仿真

3.1 迹跟踪性能

如图4所示,在街道1~8上有25个目标轨迹的样点,在每个样点处的观测值如表1所示。

表1 观测样点数据

样点号	基站号	速度 km/h	样点号	基站号	速度 km/h	样点号	基站号	速度 km/h
1	A	85	9	C	60	17	C	77
2	A	77	10	C	62	18	A	78
3	A	79	11	C	74	19	A	68
4	C	83	12	B	79	20	A	66
5	A	88	13	B	87	21	B	61
6	C	80	14	C	81	22	B	70
7	A	78	15	A	85	23	B	73
8	A	79	16	B	79	24	B	78
25	B	84						

对该问题建立隐马尔可夫模型,并利用式(6)(7)进行维特比算法求解,具体流程如下:

a) 初始化

(a) $\delta_1(i) = p_i b_{i,o_1}$, $i=1,2,\dots,8$;

(b) $\psi_1(i) = 0$, $i=1,2,\dots,8$;

b) 递推计算

(a) $\delta_t(j) = [\max_{i=1,2,\dots,8} (\delta_{t-1}(i) a_{ij})] b_{j,o_t}$, $j=1,2,\dots,8, t=2,\dots,25$;

(b) $\psi_t(j) = \arg \max_{i=1,2,\dots,8} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}]$, $j=1,2,\dots,8, t=2,\dots,25$;

c) 终止计算

(a) $P^* = \max_{i=1,2,\dots,8} [\delta_T(i) q_i]$;

(b) $z_T^* = \arg \max_{i=1,2,\dots,8} [\delta_T(i) q_i]$;

d) 回溯最优路径

$$z_t^* = \psi_{t+1}(z_{t+1}^*), t = 24, \dots, 1.$$

求解后得到如图5所示的样点分类,如表2所示。

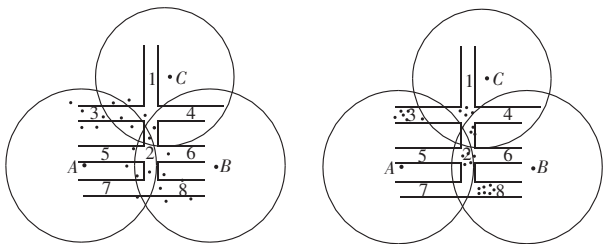


图4 路段仿真样点分布图 图5 维特比译码后的样点分布图

表2 维特比算法的分类情况

街道号	样点号	街道号	样点号
街道1	7,8,9	街道5	17
街道2	13,14,15,16	街道6	18
街道3	1,2,3,4,5,6	街道7	19,20
街道4	10,11,12	街道8	21,22,23,24,25

最终得到的目标轨迹图如图6所示。

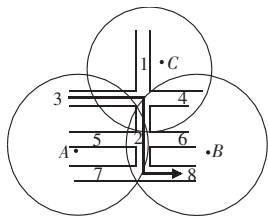


图6 最终的目标轨迹图

利用隐马尔可夫模型可以较好地对目标轨迹进行跟踪,随着观测点数的增多,轨迹跟踪的精度会不断增加,并且街区的划分越细,跟踪精度就越好。

3.2 轨迹跟踪错误性能

此外,观测信息(即小区归属和移动速度)可能存在误差,导致轨迹跟踪结果错误。因此,需要对存在观测误差条件下的轨迹跟踪错误情况进行分析。图7是假设有10个小区,每个小区对其归属和速度观测一次时的仿真结果。其中横坐标为观测信息错误率,纵坐标为轨迹跟踪错误率(即所跟踪的状态中错误的概率)。实线为仿真结果,虚线为拟合结果。拟合式为

$$y = \frac{1 + e^{-(B_0 + B_1)}}{1 + e^{-(B_0 + B_1x)}} \quad (8)$$

其中: y 为轨迹跟踪的错误概率; x 为观测信息(速度或小区归属信息)的错误概率; B_0 、 B_1 为拟合参数。

在图7中,若观测速度存在错误而观测小区归属信息不存在误差时,拟合的参数为 $B_0 = -6.33$, $B_1 = 10.03$;若观测速度无误而观测小区归属信息存在错误时,拟合的参数为 $B_0 = -4.72$, $B_1 = 9.07$ 。从图7中可知,两种错误情况下的分布趋势总体是相似的,但速度观测误差带来的影响较小。

图8是依据20个小区观测的20个序列进行轨迹跟踪的错误概率曲线图,每个小区观测一次。在图8中,若观测速度存在错误而观测小区归属信息无误时,拟合的参数为 $B_0 = -6.21$, $B_1 = 9.98$;若观测速度无误而观测小区归属信息存在错误时,拟合的参数为 $B_0 = -4.66$, $B_1 = 8.93$ 。对比图7和8可知,增加观测序列的长度,对轨迹跟踪结果的改善程度并不大。

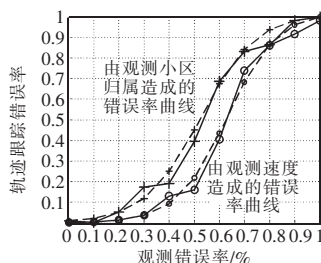


图7 10小区单观测点的错误概率曲线

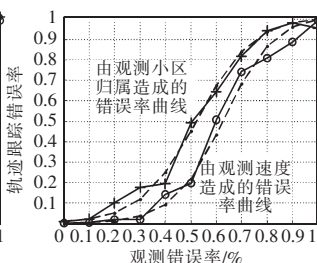


图8 20小区单观测点的错误概率曲线

图9是依据10个小区观测的20个序列进行轨迹跟踪的错误概率曲线图,每个小区观测两次。在图9中,若观测速度存在错误而观测小区归属信息无误时,拟合的参数为 $B_0 = -9.33$, $B_1 = 12.03$;若观测速度无误而观测小区归属信息存在错误时,拟合的参数为 $B_0 = -7.73$, $B_1 = 11.02$ 。对比图9和8可知,增加小区内的观测点数目可提高轨迹跟踪结果的正确性。图10是依据10个小区观测的100个序列进行轨迹跟踪的错误概率曲线图,平均每个小区观测10次。在图10中,若观测速度存在错误而观测小区归属信息无误时,拟合的参数为 $B_0 = -9.73$, $B_1 = 12.68$;若观测速度无误而观测小区归属信息存在错误时,拟合的参数为 $B_0 = -8.03$, $B_1 = 11.75$ 。对比图9和10可知,随着增加小区内的观测点数目,轨迹跟踪的正确率可稳步提高,但提高的程度逐渐变小。

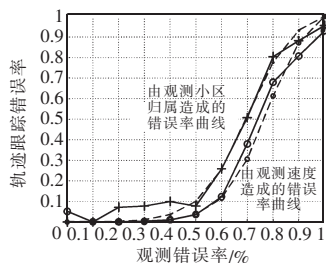


图9 10小区双观测点的错误概率曲线

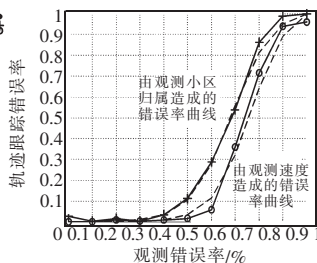


图10 10小区多观测点的错误概率曲线

4 结束语

本文针对基站小区分辨率下的目标轨迹跟踪问题,设计了一种基于隐马尔可夫模型的目标轨迹跟踪算法。该算法首先根据小区覆盖范围内的地理位置信息和用户的移动速度,为该问题建立了隐马尔可夫模型;然后基于维特比译码算法对最佳路径和最佳状态概率进行最优化求解,实现对目标轨迹的跟踪。仿真结果表明,该算法可以在基站小区分辨率下精确地获取目标的轨迹。

参考文献:

- [1] CAFFERY J. Wireless location in CDMA cellular radio systems [M]. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2001.
- [2] BORRAS J, HATRACK P, MANDAYAM N B. Decision theoretic framework for NLOS identification [C]//Proc of IEEE Vehicular Technology Conference (VTC). 1998:1583-1587.
- [3] MA Chang-lin, KLUKAS R, LACHAPPELLE G. Nonline-of-sight error-mitigation method for TOA measurements [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2007, 56(2): 641-651.
- [4] BOTTERON C, MADSEN A H, FATTUOCHE M. Cramer-Rao bounds for the estimation of multipath parameters and mobiles positions in asynchronous DS-CDMA systems [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 52(4): 862-875.

法实现的性能较为接近,分别为 55% 和 54%。这是由于当信道间差异较大时,Q 学习策略在“探索”阶段能够发现空闲概率高的信道,而在“利用”阶段则以较高的概率使用它们,从而能够获得较大的吞吐量。

为了进一步评估文中所提信道选择算法的有效性,图 6 通过观察所提算法的信道选择过程,分析其性能。此场景中,时隙的个数设置为 4 000 个,蒙特卡洛实验次数为 1 000 次,设置 $\bar{\eta} = 0.5$, $Cov = 0.5$,信道 1~7 的业务负载分别为 $[0.90, 0.88, 0.45, 0.44, 0.23, 0.43, 0.21]$ 。如图 6 所示,在开始阶段,次用户处于“探索”阶段,等概率地尝试接入不同的信道,期望有获得更多回报的机会,随着时间的进行,次用户选择信道 5 和 7(平均业务负载较小)的次数 z 占当前时隙内总选择次数的比例逐渐增大,信道选择算法逐渐从“探索”阶段平滑地过渡到“利用”阶段。次用户选择理想信道的动作占动作选择总次数的 80%。这说明 Q-learning 算法通过在线学习,能够有效地将已有经验用于后续的信道选择中,从而获得性能的提升。

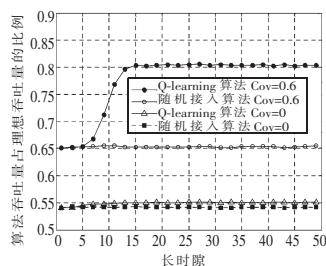


图 5 不同 Cov 对吞吐量的影响

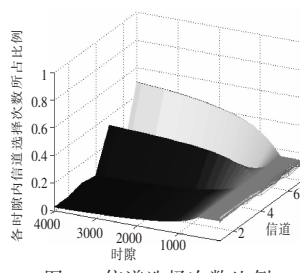


图 6 信道选择次数比例
随时隙变化图

4 结束语

本文提出了一种基于 Q-learning 的信道选择算法,以解决机会频谱接入系统中的信道选择问题。同时,采用 Boltzmann 方法优化动作的选择,在信道“探索”和“利用”之间获得了很好的折中。仿真结果表明,基于 Q-learning 的信道选择算法在不需要信道环境先验知识和动态模型的前提下,通过与环境的不断交互和学习尽可能选择空闲概率大的信道,获得较好的吞吐量,并且收敛速度较快。

参考文献:

- [1] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] ZHAO Qing, SADLER B M. A survey of dynamic spectrum access[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(3): 79-89.
- [3] ZHAO Qing, TONG Lung, SWAMI A, et al. Decentralized cognitive MAC for opportunistic spectrum access in Ad hoc networks: a POMDP framework[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25(3): 589-600.
- [4] CHEN Yun-xia, ZHAO Qing, SWAMI A. Joint design and separation principle for opportunistic spectrum access in the presence of sensing errors[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2008, 54(5): 2053-2071.
- [5] AHMAD S, LIU Ming-yan, JAVIDI T, et al. Optimality of myopic sensing in multichannel opportunistic access[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2009, 55(9): 4040-4050.
- [6] CHEN Yun-xia, ZHAO Qing, SWAMI A. Distributed spectrum sensing and access in cognitive radio networks with energy constraint[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(2): 783-797.
- [7] WANG Bei-bei, JI Zhu, LIU K, et al. Primary-prioritized Markov approach for dynamic spectrum allocation[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2009, 8(4): 1854-1865.
- [8] XU Yu-hua, WANG Jin-long, WU Qi-hui, et al. Opportunistic spectrum access in unknown dynamic environment: a game-theoretic stochastic learning solution[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2012, 11(4): 1380-1391.
- [9] GOSAVI A. Reinforcement learning: a tutorial survey and recent advances[J]. Inform Journal on Computing, 2009, 21(2): 178-192.
- [10] ZHOU Pan, CHANG Yu-sun, COPELAN J A. Reinforcement learning for repeated power control game in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2012, 30(1): 54-69.
- [11] AKYILDIZ I F, WON-YEOL L, VURAN M C, et al. A survey on spectrum management in cognitive radio networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 40-48.
- [12] 李默, 徐友云, 蔡跃明. 基于 Q-learning 的认知无线电系统感知管理算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(3): 623-628.
- [13] VENKATRAMAN P, HAMDAOUI B, GUIZANI M. Opportunistic bandwidth sharing through reinforcement learning[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2010, 59(6): 3148-3153.
- [14] GAO Mao-zu, LIU Yang, MALEC J. A new Q-learning algorithm based on the metropolis criterion[J]. IEEE Trans on Systems Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(5): 2140-2143.
- [15] WEISSENSTEINER A. A Q-learning approach to derive optimal consumption and investment strategies[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2009, 20(8): 1234-1243.
- [16] 陆大经. 随机过程及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [17] 唐文胜, 李珊, 匡旺秋. RF 室内定位指纹库空间相关生成算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(23): 226-229.
- [18] 王赛伟. 基于位置指纹的 WLAN 室内定位方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.

(上接第 1457 页)

- [5] QI Y, KOBAYASHI H, SUDA H. Analysis of wireless relocation in a non-line-of-sight environment[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2006, 5(3): 672-681.
- [6] LAITINEN H, NORDSTROM T, LAHTENMAKI J. Database correlation method for GSM location[C]//Proc of IEEE Vehicular Technology Conference. 2001.
- [7] ZIMMERMANN D, BAUMANN J, LAYH M, et al. Database correlation for positioning of mobile terminals in cellular networks using wave propagation models[C]//Proc of IEEE Vehicular Technology Conference. 2004: 4682-4686.
- [8] LI B, WANG Y, LEE H K, et al. Method for yielding a database of location fingerprints in WLAN[C]//Proc of IEEE Communications

Conference. 2005: 580-586.

- [9] LI B, RIZOS C, LEE H K. Utilizing Kriging to generate a NLOS error correction map for network based mobile positioning[C]//Proc of International Symposium on GPS/GNSS. 2004: 179.
- [10] LEE H K, LI B, RIZOS C. Implementation procedure of wireless signal map matching for location-based services[C]//Proc of IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. 2005: 429-434.
- [11] 陆大经. 随机过程及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [12] 唐文胜, 李珊, 匡旺秋. RF 室内定位指纹库空间相关生成算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(23): 226-229.
- [13] 王赛伟. 基于位置指纹的 WLAN 室内定位方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.