

基于条件随机场和低采样率浮动车数据的地图匹配算法

杨旭华 彭 朋

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 浙江 310023)

摘 要 提出了一种基于条件随机场和低采样率浮动车数据的地图匹配算法。首先建立道路网络模型,在此基础上,计算 GPS 观测点可能匹配的候选投影点集合以及集合中每一个候选投影点的观测概率,再计算相邻 GPS 观测点的候选路径集合以及每两个相邻候选投影点之间的传递概率,然后根据这些候选投影点和候选路径,在滑动窗口内,基于条件随机场模型应用前后向递归算法,计算每个候选投影点的概率权重值,最后根据概率权重值,选取 GPS 观测点的最佳匹配投影点。该算法(FB-MM)在低采样率的情况下,综合考虑了道路网络的拓扑结构和 GPS 观测点之间的关联信息,实现了较好的地图匹配效果。

关键词 浮动车,低采样率,拓扑信息,条件随机场,前后向递归,地图匹配

中图法分类号 TP301.6 文献标识码 A

Map Matching Algorithm Based on Conditional Random Fields and Low-sampling-rate Floating Car Data

YANG Xu-hua PENG Peng

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Zhejiang 310023, China)

Abstract In this paper, a new map matching algorithm (FB-MM) based on conditional random fields and low-sampling-rate floating car data was proposed. On the basis of the road network model, the candidate projection points and their observation probability of the GPS observation point can be gained, and the candidate paths and the transfer probability between adjacent candidate projection points can be also gained. Then the probability weight value of every candidate projection points can be computed by using forward and backward recursion algorithm based on the conditional random fields in the sliding window. After that, the best matching projection point can be selected by the probability weight value. Based on low-sampling-rate floating car data, this map matching algorithm can make full use of the topological information of road network and the correlation information between GPS observation points. So it can achieve the better map matching effect.

Keywords Floating car, Low-sampling-rate, Topological information, Conditional random fields, Forward and backward recursion, Map matching

1 引言

在交通出行中,车载 GPS 设备具有记录车辆轨迹以及路由、导航等功能,使用较为普遍。车载 GPS 设备可以定期、实时地把车辆位置信息(主要包括车辆标识符、偏移的经纬度以及时间戳等)通过无线通讯系统传输到信息处理中心。浮动车一般是指安装了这种车载 GPS 设备并行驶在城市主干道上的公交汽车和出租车。在具体的应用过程中, GPS 设备因为自身的局限性和环境噪声的干扰^[1],会产生一定程度的定位误差^[2]。因此,在处理浮动车 GPS 轨迹数据时,通常采用的方法就是应用地图匹配算法把这些浮动车 GPS 观测位置数据尽可能正确地匹配到路网上^[3]。

地图匹配问题可以追溯到 1980 年^[4]。20 世纪 90 年代, GPS 系统普及到民用,研究人员开始对 GPS 设备进行系统的研究。早期的地图匹配方法从几何分析的角度,把每一个 GPS 观测数据投影到路网道路的一些点上^[5]。后来,这种投影算法利用了路网及车辆的其他信息进行地图匹配,如车辆

行进方向和路网道路曲率等。然而,因为只考虑单个 GPS 观测点,这类匹配算法的准确率并不高^[6,7]。基于路网拓扑^[8,9]和 Fréchet 距离^[10],新的确定性算法涌现出来,这类算法把部分轨迹直接匹配到路网上。当 GPS 观测点偏差较大时,这类确定性算法并不能很好地处理地图匹配问题,人们逐渐把概率论引入到此类算法当中,改善了匹配效果,例如粒子滤波器^[11]、卡尔曼滤波器^[12]、隐马尔可夫模型(HMMs)^[13],及一些其他基于信任函数理论^[14]和模糊逻辑^[15,16]的算法。但以上算法主要是针对高采样率浮动车数据,并不能很好运用在低采样率浮动车数据的匹配过程中。

目前,因为要降低功耗和数据的传输成本以及浮动车本身特性,浮动车的采样率普遍较低(1 至 2 分钟采样一次,甚至更低)。在采样率较低时,由于车速较高、街区较短以及 GPS 定位误差等,浮动车的精确位置信息以及路径信息的重建、恢复都与高采样率的情况有着较大区别。因此,研究低采样率浮动车数据地图匹配问题^[17,18]已成为当前迫切需要完成的任务。

本文受国家自然科学基金(61374152)资助。

杨旭华(1971—),男,博士,教授,主要研究方向为复杂网络、智能交通, E-mail: xhyang@zjut.edu.cn; 彭朋(1990—),男,硕士生,主要研究方向为复杂网络、智能交通。

针对相邻 GPS 观测点之间时间差为 $\Delta t \geq 1\text{min}$ 的情况, 本文结合路网拓扑信息及局部 GPS 观测点之间的关联信息, 基于条件随机场模型^[19], 应用前后向递归算法^[20], 提出一种正确率较高的地图匹配算法。

2 基于条件随机场和低采样率浮动车数据的地图匹配算法的基本原理

本文在道路网络的模型基础上提出地图匹配算法, 首先计算 GPS 观测点可能匹配的候选投影点集合以及集合中每一个候选投影点的观测概率, 然后考虑道路网络的拓扑结构, 图 1 中有一辆车的 4 个 GPS 观测点, 很明显 $g(2)$ 点在 B 道路上的垂直投影点极小可能是最佳匹配投影点, $g(3)$ 点不可能在 C 道路上有最佳匹配投影点, 而且出行司机在短时间 Δt 内一般选择最短路径行驶, 因此获取相邻 GPS 观测点的候选最短路径集合作为候选路径集合, 计算每两个相邻候选投影点之间的传递概率, 可以避免绕路、不连通等情况, 根据这些候选投影点和候选路径, 基于条件随机场模型, 应用前后向递归算法, 选择 GPS 观测点的最佳匹配投影点。

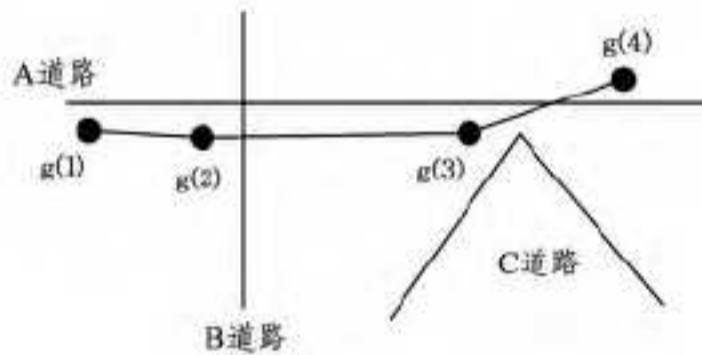


图 1 道路网络的拓扑结构

2.1 建立道路网络模型

道路网络定义为一个有向图 $G(V, E)$, 其中 V 为道路的交叉路口, E 为两个相邻交叉路口中间的路段, 每一路段 e 的属性包括路段的起始经纬度点 $e. Longitude1, e. Latitude1$, 结束经纬度点 $e. Longitude2, e. Latitude2$, 路段的类型 $e. Type$ 。由于路段的有向性, 每一个路段的起始经纬度点将是其他路段的结束经纬度点, 每一个路段的结束经纬度点将是其他路段的起始经纬度点。一条路径 p 可以定义为路网中两个经纬度点 (x^1, x^2) 之间的相互连接的路段集合 $e_1 \rightarrow e_2 \rightarrow \dots \rightarrow e_n$ 。另外, 每隔时间 Δt , 同一个 GPS 设备将向调度中心发射一个 GPS 观测点 g , 如表 1 所列, 一个 GPS 观测点 $g(t)$ 的记录包括经度、纬度、时间。

表 1 GPS 观测点数据

GPS observation	Longitude	Latitude	Time
$g(1)$	120.086586	30.31332	2012/1/24 8:38
$g(2)$	120.091064	30.31406	2012/1/24 8:40
...
$g(n)$	120.1438	30.313206	2012/1/24 8:52

2.2 获取候选投影点

对于一个 t 时刻的 GPS 观测点 $g(t)$, 选取以 $g(t)$ 为圆心在半径 r 范围内的所有路段, 通过投影得到相应的候选投影点, 如果观测点 $g(t)$ 在路段 e 的范围内存在垂点, 则选取该垂点作为观测点 $g(t)$ 在该路段上的候选投影点 $x(t)$, 并且选取垂线的长度作为该观测点与该路段的距离, 否则, 选取该路段离轨迹点最近的起点或者终点作为观测点 $g(t)$ 在该路段上的候选投影点 $x(t)$, 选取观测点与该路段起点或者终点的连线长度作为该观测点与该路段的距离, 根据路段投影过程, 获取 GPS 观测点 $g(t)$ 的候选投影点集合 $X(t) = (x_i(t)), i=1, 2, \dots, I^t$, 其中 I^t 为候选投影点的个数。如图 2 所示, $g(t)$ 在路段 e_1 和 e_2 上的候选投影点分别为垂点 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$, 但由于在 e_3 上不存在垂点, 选取路段 e_3 的端点为候选投影点 $x_3(t)$ 。

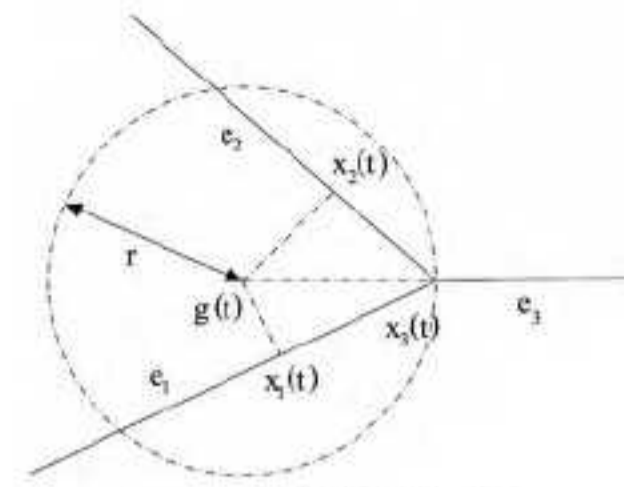


图 2 候选投影点选取

对每个候选投影点, 采用高斯分布 $N(\mu, \delta^2)$ ^[7], 定义 t 时刻处于候选投影点 $x_i(t)$ 处的车辆产生观测点 $g(t)$ 的观测概率 $\omega(g(t) | x_i(t))$, 即:

$$\omega(g(t) | x_i(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(d(g(t), x_i(t)) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中, $d(g(t), x_i(t))$ 为观测点和投影点之间的欧氏距离, 然后把每一候选投影点的观测概率组成一个行向量, 即 $C(t) = (\omega(g(t) | x_1(t)), \dots, \omega(g(t) | x_{I^t}(t)))$ 。

由于城市溪降的影响和不同地方卫星误差变化^[21], 整个路网的标准差 σ 是变化的。但本文所涉及的地理范围较小, 因此假设 σ 值不变。在实验部分, 选取 $\mu=5, \delta=10$ 。

2.3 获取候选路径

每隔 Δt 时间, 同一辆浮动车会发送一个观测点 g 到信息处理中心, 然后把 $g(t)$ 投影到路网上 I^t 个不同的候选投影点, 获取候选投影点集合, 即 $X(t) = (x_i(t)), i=1, 2, \dots, I^t$; t 时刻处于候选投影点 $x_i(t) \in X(t)$ 处的车辆经过 Δt 时间转移到候选投影点 $x_{i'}(t+1) \in X(t+1)$ 处, 通过 Dijkstra 算法或 Floyd 算法获得所经过的最短路径, 把最短路径作为候选路径, 标记观测点 $g(t)$ 和下一个观测点 $g(t+1)$ 之间的候选路径集合为 $P(t) = (p_{m,n}(t)), p_{m,n}(t)$ 表示观测点 $g(t)$ 的一个候选投影点 $x_m(t)$ 到观测点 $g(t)$ 的一个候选投影点 $x_n(t+1)$ 的一条候选路径, J^t 表示候选路径的个数。

结合道路网络的拓扑结构, 对于相邻的两个候选投影点, 定义其传递概率 $\eta(p_{m,n}(t))$, 即:

$$\eta(p_{m,n}(t)) = \frac{d(g(t), g(t+1))}{l(p_{m,n}(t))}$$

其中, $d(g(t), g(t+1))$ 为两个观测点之间的欧氏距离, $l(p_{m,n}(t))$ 为两个候选投影点 $x_m(t)$ 与 $x_n(t+1)$ 之间的最短路径 $p_{m,n}(t)$ 的长度。考虑候选节点间的最短路径, 可以避免匹配结果中出现绕路、道路不连通的情况。然后, 把每两个相邻的候选点之间传递概率组成一个矩阵, 记为:

$$T(t) = \begin{bmatrix} \eta(p_{1,1}(t)) & \dots & \eta(p_{1,I^{t+1}}(t)) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta(p_{I^t,1}(t)) & \dots & \eta(p_{I^t,I^{t+1}}(t)) \end{bmatrix}$$

$$= (\alpha_1(t), \dots, \alpha_{I^{t+1}}(t)) = \begin{bmatrix} \beta_1(t) \\ \vdots \\ \beta_{I^t}(t) \end{bmatrix}$$

其中, $\alpha_i(t)$ 表示观测点 $g(t)$ 的所有候选投影点到观测点 $g(t+1)$ 的候选投影点 $x_i(t+1)$ 的传递概率列向量, $\beta_i(t)$ 表示观测点 $g(t)$ 的候选投影 $x_i(t)$ 到观测点 $g(t+1)$ 的所有候选投影点的传递概率行向量。

2.4 构建条件随机场模型

至此, 已获取每个 GPS 观测点的候选投影点集合, 以及每两个相邻 GPS 观测点的候选路径集合, 但是在对一个 GPS 观测点进行匹配计算时, 假如只考虑前后两个相邻 GPS 观测点, 匹配计算的准确性可能不高。接下来, 把车辆行驶过程中释放的 GPS 观测点用条件随机场模型进行处理, 以提高匹配

计算的准确性。

条件随机场是一个无向图模型或马尔可夫随机场,采用条件随机场模型来处理浮动车 GPS 观测点序列,通过观测点、候选投影点以及传递概率矩阵,进行地图匹配。如图 3 所示,对于观测点序列 $g(1:3)$ 和一条由候选投影点及候选路径组成的浮动车轨迹,定义条件随机场,其中实线代表变量之间的关系;观测点 $g(t)$ 和候选投影点 $x(t)$ 之间的观测概率 $\omega(g(t)|x_i(t))$,候选投影点 $x(t)$ 和候选投影点 $x(t+1)$ 之间的传递概率 $\eta(p(t))$ 。

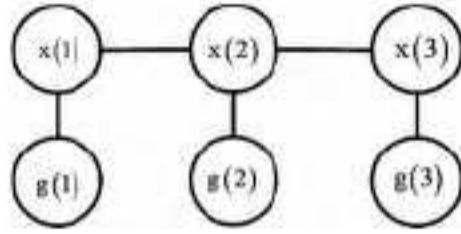


图 3 条件随机场

2.5 前后向递归算法

基于条件随机场模型,应用前后向递归算法,可以计算部分 GPS 轨迹数据中 GPS 观测点 $g(t)$ 的候选投影点 $x_i(t)$ 的概率权重值 $q_i(t)$ 。 $q_i(t)$ 为 t 时刻的观测点 $g(t)$ 的候选投影点 $x_i(t)$ 相对于其他的候选投影点 $x_j(t)$ 的概率权重,即已知观测点序列 $g(t':T') = g(t') \rightarrow \dots \rightarrow g(t) \rightarrow \dots \rightarrow g(T')$, ($t' \leq t \leq T'$), t 时刻车辆处于状态 $x_i(t)$ 的概率。选取概率权重值最大的候选投影点作为 GPS 观测点的最佳匹配点。如图 4 所示,已知观测点 $g(1), g(2), g(3), g(4), g(5)$ 及各个观测点的候选投影点集合和候选路集合,当窗口尺寸为 5 时,根据前后向递归算法,计算观测点 $g(3)$ 的各个候选投影点的 $q_1(3), q_2(3), q_3(3)$ 值,选择值最大的候选投影点作为观测点 $g(3)$ 的最佳匹配候选投影点。

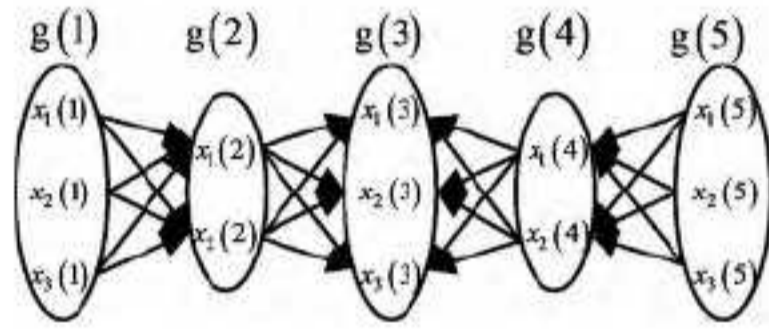


图 4 前后向递归

计算 $q_i(t)$ 的前后向递归过程如下,其中 $Normalize(C(t))$ 表示对候选投影点观测概率向量进行归一化处理:

$$q_i(t) = \pi(x_i(t) | g(t':T')) \\ = \pi(x_i(t) | g(t':t)) \pi(x_i(t) | g(t:T'))$$

其中计算 $\vec{f}_i(t) = \pi(x_i(t) | g(t':t))$ 的过程如下,其为一个前向递归过程:

$$1) \vec{f}_i(t') = \omega(g(t') | x_i(t')) \\ 2) \vec{f}_i(t) = \omega(g(t) | x_i(t)) * (Normalize((\vec{f}_1(t-1), \dots, \vec{f}_{t-1}(t-1))) \alpha_i(t-1))$$

其中,计算 $\vec{b}_i(t) = \pi(x_i(t) | g(t:T'))$ 的过程如下,其为一个后向递归过程:

$$1) \vec{b}_i(T') = \omega(g(T') | x_i(T')) \\ 2) \vec{b}_i(t) = \omega(g(t) | x_i(t)) * (Normalize((\vec{b}_1(t+1), \dots, \vec{b}_{t+1}(t+1))) (\beta_i(t-1))^T)$$

在 t 时刻,选取 $q_i(t)$ 值最大的候选投影点作为最佳匹配投影点。

2.6 滑动窗口机制

给定一个正数 $k > 0$,对于一 GPS 观测点序列,把其中的观测点一个接一个地放到滑动窗口链表里;如果 $t = k$,计算滑动窗口链表中第一个至第 $(k/2 + 1)$ 个 GPS 观测点的每个候选投影点的 $q_i(t)$,如果 $t > k$,计算滑动窗口链表中第 $(k/2 + 1)$ 个 GPS 观测点的每个候选投影点的 $q_i(t)$,选择 $q_i(t)$ 值最大的候选投影点作为相应观测点的最佳匹配投影点,弹出滑动窗口链表的第一个观测点,持续把观测点插入到滑动窗口链表,重复上述计算过程。

3 实验结果与分析

本文在杭州道路网络上进行实验,道路网络数据是 Arc-Gis 路网数据,如图 5 所示,路网共有 72776 条路段,这些路段由相连的 431979 个经纬度点组成。另外,所有的浮动车 GPS 观测数据选用杭州真实的出租车 GPS 数据,如图 6 所示,数据格式如表 2 所列。

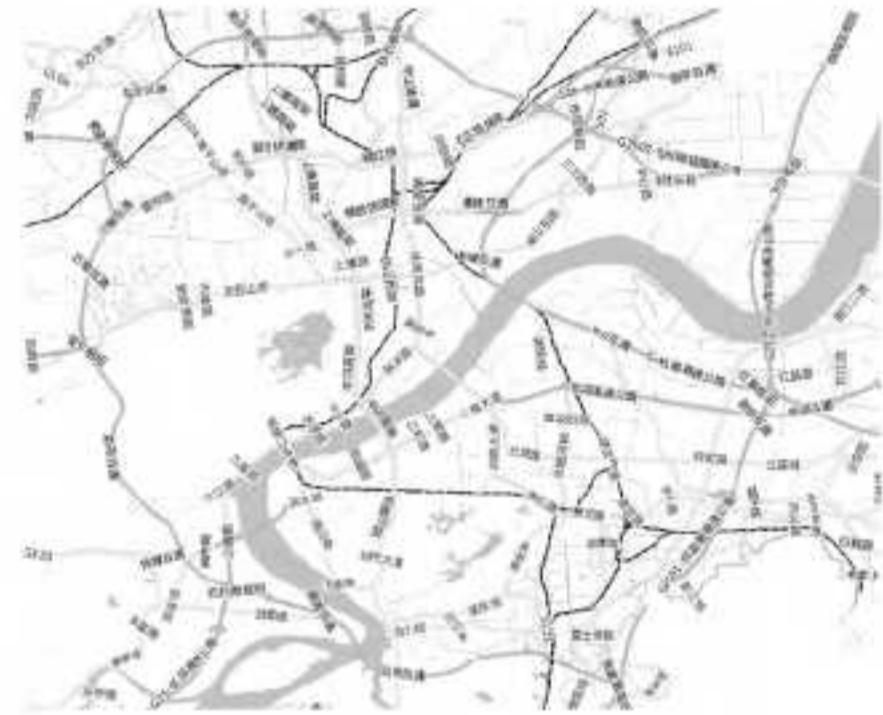


图 5 杭州道路网络数据



图 6 杭州市出租车 GPS 数据

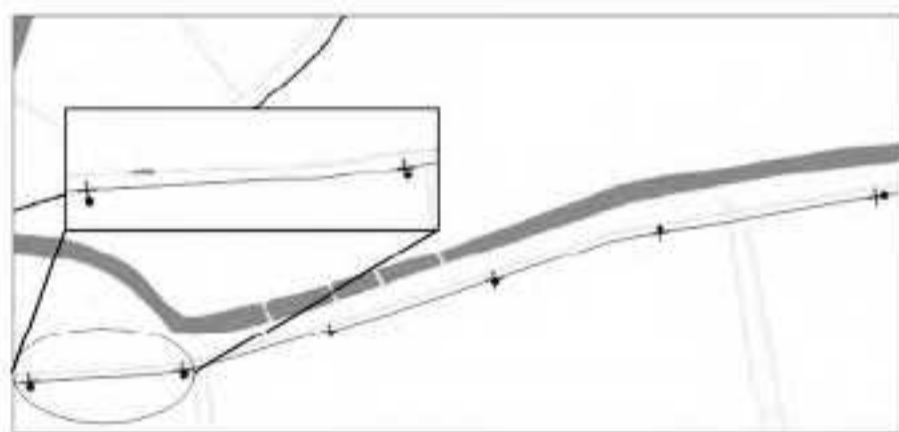
表 2 杭州市出租车数据

MESSAGE-ID	VEHICLE-ID	VEHICLE-NUM	LONGI	LATI	SPEED	DIRECTION	STATE	SPEED-TIME
3879981103	21621	浙 AT1239	120.112833	30.317983	0.00	180.00	0	2012-1-27 7:34:52
3879981104	26325	浙 AT6105	114.490036	33.853073	0.37	350.00	0	2012-1-27 7:34:53
3879981202	25368	浙 AT0750	120.161750	30.246517	27.00	135.00	0	2012-1-27 7:34:50
3879981203	24225	浙 AT7589	120.176100	30.265650	0.00	135.00	0	2012-1-27 7:34:52
3879981302	23390	浙 AT0399	120.165283	30.222650	0.00	180.00	0	2012-1-27 7:34:52
3879981303	23017	浙 AT4576	120.064117	30.248517	0.00	135.00	0	2012-1-27 7:34:53
3879981304	23439	浙 AT2212	120.114983	30.312417	0.00	135.00	0	2012-1-27 7:34:53
3879981400	16351	浙 AT9785	120.212006	30.318575	0.00	250.00	0	2012-1-27 7:34:54
3879981401	5404	浙 AT9547	0.000000	0.000000	0.00	0.00	1	2012-1-27 7:36:08

3.1 窗口尺寸选择

为了评价本文提出的算法的匹配准确率,定义一种评价方法——正确匹配率(Correct Matching Percentage, CMP),即正确匹配的GPS观测点数量与GPS观测点总数的比例。首先研究不同的窗口尺寸对正确匹配率的影响。

随机选取20辆出租车的GPS数据,每次选取一辆出租车采样时间间隔为20s、40s、60s以及80s的100个点作为GPS观测点,进行80次实验,将每次计算结果可视化在ArcGis地图上,如图7所示的观测点和最佳匹配点序列,可以由人工明显判断出观测点是否被正确匹配。图8为实验结果,显示了不同的窗口尺寸和时间间隔对正确匹配率的影响。从图8可以看出随着窗口尺寸的增大,正确匹配率逐渐升高;窗口尺寸大于6时,正确匹配率基本维持不变;同样的窗口尺寸下,随着时间间隔的增大,GPS观测点间的信息丢失增多,匹配正确率逐渐降低。因此,选择滑动窗口大小为6进行实验。



图点为GPS观测点, +点为计算后的最佳匹配点,虚线为根据GPS观测点序列推断出的车辆行驶轨迹

图7 可视化结果

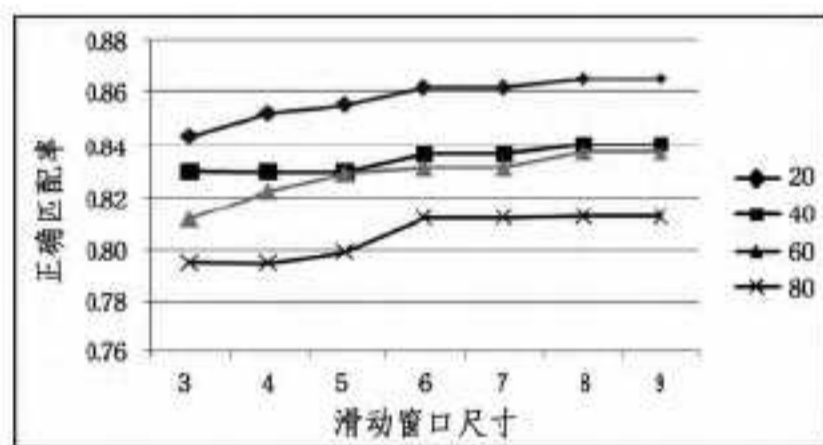


图8 不同的窗口尺寸和时间间隔

3.2 实验结果

为了评价本文算法的匹配效率,本文选取一种点对点地图匹配算法^[5]和一种多目标动态规划地图匹配算法^[17]作为比较对象。这种基于点对点距离的地图匹配算法(P2P-MM)是先找到候选点,计算观测点和候选投影点之间的欧氏距离,选取欧氏距离最短的候选投影点作为最佳匹配投影点。另外,多目标动态规划地图匹配算法(MDP-MM)会考虑节点之间的最短路径,但是只考虑相邻邻居节点对匹配过程的影响。

随机选取200辆出租车的GPS数据,每次选取一辆出租车时间间隔为20s、40s、60s以及80s的100个点作为GPS观测点,进行800次实验,将每次计算结果可视化在ArcGis地图上,进行人工对比。图9即为实验结果,在窗口尺寸为6时,显示了时间间隔对正确匹配率的影响。从图中可以看出,随着时间间隔的增大,FB-MM算法和MDP-MM算法的正确匹配率逐渐降低,P2P-MM算法的正确匹配率变化不大;与MDP-MM算法、P2P-MM算法相比较,FB-MM算法的正确匹配率要高得多。

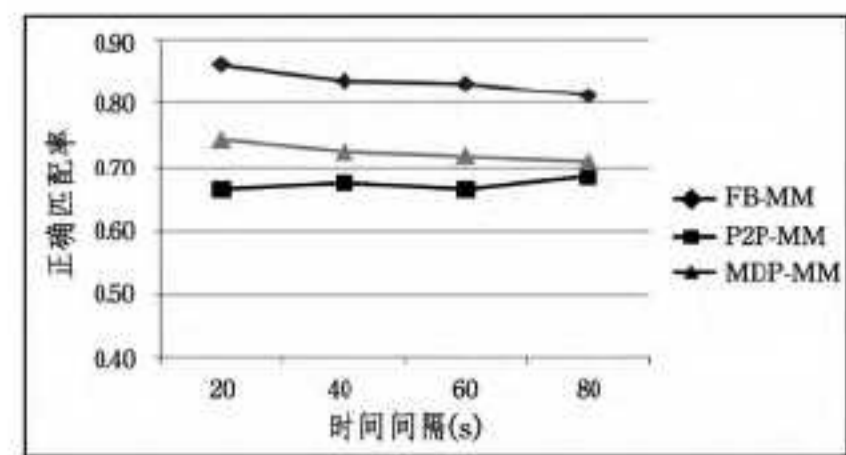


图9 不同的地图匹配算法

结束语 本文针对低采样率的浮动车数据,把GPS观测点和相对应的候选投影点以及候选投影点之间的候选路径信息应用到条件随机场模型中,充分考虑道路网络的拓扑结构以及GPS观测点之间的相互影响,在此模型中运用前后向递归算法,找出窗口中GPS观测点的最佳匹配投影点,综合体现了基于路网拓扑算法和概率算法的优点,并在杭州真实的出租车GPS数据实验中获得了相对良好的地图匹配效果。

参考文献

- [1] Cui You-jing, Ge Shu-zhi. Autonomous vehicle positioning with gps in urban canyon environments[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2003, 19(1): 15-25
- [2] 李清泉, 黄练. 基于GPS轨迹数据的地图匹配算法[J]. 测绘学报, 2010, 39(2): 207-212
- [3] 王美玲, 程林. 浮动车地图匹配算法研究[J]. 测绘学报, 2012, 41(1): 133-138
- [4] Hunter T, Abbeel P, Bayen A. The Path Inference Filter: Model-Based Low-Latency Map Matching of Probe Vehicle Data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 507-529
- [5] White Christopher E, David B, Kornhauser Alain L. Some map matching algorithms for personal navigation assistants[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2000, 8(1-6): 91-108
- [6] Hofleitner A, Côme E, Oukhellou L, et al. Automatic inference of map attributes from mobile data[C]// IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. 2012: 1687-1692
- [7] Yuan Jing, Zheng Yu, Zhang Cheng-yang, et al. An Interactive-Voting based Map Matching algorithm[C]// IEEE International Conference on Mobile Data Management. 2010: 43-52
- [8] 卢文涛, 周银东, 梅顺良, 等. 基于拓扑结构的地图匹配算法研究[J]. 测控技术, 2010, 29(6): 73-76
- [9] 朱征宇, 崔明, 刘琳. 一种基于GPS终端的地图匹配方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(5): 291-295
- [10] Carola W, Randall S, Dieter P. Addressing the need for map-matching speed: Localizing global curve-matching algorithms[C]// Proceedings 18th International Conference on Scientific and Statistical Database Management. 2006: 379-388
- [11] Rafael T M, David B, François P. Lane-level integrity provision for navigation and map matching with GNSS, dead reckoning, and enhanced maps[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 11(1): 100-112
- [12] Cho Y W, Choi H. Accuracy enhancement of position estimation using adaptive Kalman filter and map matching[J]. International Journal of Control and Automation, 2014, 7(7): 167-178
- [13] Bierlaire M, Chen Jing-min, Newman J. A probabilistic map matching method for smartphone GPS data[J]. Transportation

Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 26: 78-98

- [14] Fahed A, Ghali N, Thierry D. A multiple-hypothesis map-matching method suitable for weighted and box-shaped state estimation for localization [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(4): 1495-1510
- [15] 唐进君, 刘芳. 基于路径预测的不确定性推理组合地图匹配算法[J]. 测绘学报, 2010, 39(2): 207-212
- [16] 苏海滨, 王光政, 王继东. 基于模糊神经网络的地图匹配算法[J]. 北京科技大学学报, 2012, 34(1): 43-47
- [17] Chen Bi-yu, Yuan Hui, Li Qing-quan, et al. Map-matching algorithm for large-scale low-frequency floating car data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28(1): 22-38

- [18] Tomio M, Daisuke K, Toshiyuki Y, et al. Development of map matching algorithm for low frequency probe data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2012, 22(5): 132-145
- [19] Lafferty J, McCallum A, Pereira F. Conditional random fields; Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data [C]//Proc. 18th ICML, San Francisco, CA, USA, 2001: 282-289
- [20] Seymore K, McCallum A, Rosenfeld R. Learning hidden Markov model structure for information extraction [C] // Proc. AAAI Workshop Mach. Learning Inf. Extraction, 1999: 37-42
- [21] Arvind T, James B, Tomas G, et al. Cooperative transit tracking using smart-phones [C] // Proceedings of the 8th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems, 2010: 85-98

(上接第 36 页)



图 6 专家诊断系统 UI 界面

结束语 车联网是物联网在汽车领域的一个典型应用,是移动互联网、物联网向业务实质和纵深发展的必经之路,是未来信息通信、环保、节能、安全等发展的融合性技术。

以汽车作为信息节点,集成先进可靠的传感器技术、数据处理技术、移动通信技术、大数据挖掘技术、云计算技术等,通过整合车内网络、车车网络、车与后台控制中心网络,构建无处不在的网络连接与信息交互,例如为交通部门提供各种道路交通的数据,为驾驶员提供特定条件下的交通信息。车联网的建立,能起到缓解交通拥堵、减少资源浪费、减少交通事故、提高交通管理效率的作用。本方案借助车联网技术、数据库平台、海量数据挖掘与分析技术,最终实现汽车 CAN 总线故障智能化自诊断,其专家诊断可以在本地进行,由人工选择需要分析的故障,也可以在云后台进行远程诊断并提供远程技术支持。此外,专家诊断通过数据挖掘与分析技术,分析车辆性能以及司机的驾驶习惯,为安全驾驶、绿色驾驶提供专家

指导意见,对最终达到行车更加安全、出行更加顺畅和节能环保等目标也会起到一定借鉴作用。

参 考 文 献

- [1] Science. Special Online Collection; Dealing with Data [EB/OL]. [2014-03-19]. <http://www.sciencemag.org/site/special/data>
- [2] Ng W S, Ooi B C, Tan K L, et al. PeerDB: A P2P-based system for distributed data sharing [C] // Proceedings 19th International Conference on Data Engineering, 2003. IEEE, 2003: 633-644
- [3] Mansour S, Nasser N, Karim L, et al. Wireless sensor network based air quality monitoring system [C] // 2014 International Conference on Computing, Networking and Communication (ICNC), 2014: 545-550
- [4] Big data [EB/OL]. [2014-03-19]. http://en.wikipedia.org/wiki/Big_data
- [5] Azarian A, Siadat A. A global modular framework for automotive diagnosis [J]. Advanced Engineering Informatics, 2012, 26(1): 131-144
- [6] Tian Li-yuan, Qin Gui-he, Zhang Jin-dong. Remote diagnosis system of vehicle based on telematics [C] // Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE), 2010
- [7] Jegadeeshwaran R, Sugumaran V. Fault diagnosis of automobile hydraulic brake system using statistical features and support vector machines [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 52: 436-446
- [8] Zhang S, Mathew J, Ma L, et al. Best basis-based intelligent machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2): 357-370
- [9] Vulturescu B, Trigui R, Lallemand R, et al. Implementation and test of a hybrid storage system on an electric urban bus [J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2013, 30(30): 55-66
- [10] Remmlinger J, Buchholz M, Meiler M, et al. State-of-health monitoring of lithium-ion batteries in electric vehicles by on-board internal resistance estimation [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(12): 5357-5363