

GPS 定位实验报告

邱能 21307130310

一、PJ 介绍：

任务：给定高采样的轨迹序列（采样频率在 10s~15s 间）和路网的空间位置和拓扑结构，求得每个轨迹点实际所落在的路段号。

准确率：答案返回的路段序列记为 \hat{R} ，官方的结果序列为 R 。那么准确率为 $\sum_{i=1}^{|\hat{R}|} |\hat{r}_i = r_i| / |\hat{R}|$ 。

评分方式：本次 PJ 主要考察匹配的效率。在达到平均准确率为 k 的前提下，速度越快的程序分数越高。（暂定 $k \in \{97, 93, 90, 70\}$ ，即如果平均准确率没有达到 80，则可能无法得到分数）

二、重要内容的实现：

本次 PJ 使用 Hidden Markov map matching through noise and sparseness 论文中所给的隐马尔科夫模型方法实现，重要部分在于计算点到一个路段的最近点，路网上两点间的距离，已经状态转移等。分别就重要部分的实现进行阐释。

1. 计算轨迹点 p 到道路 r 上的最近点

道路 r 可以看做是由一系列相连的线段组成的折线，我们可以对每一个线段求轨迹点到线段上的最近点，再保留所有线段最近点上最近的一个。在求到线段上最近点时，主要思想是利用数学上的公式进行求解。

我们设线段两端为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ ，轨迹点 $p(x_p, y_p)$ 。首先考虑特殊情况，即 $x_1 = x_2$ 或 $y_1 = y_2$ 时，线段为平行于坐标轴的直线，我们过 p 点做线段所在直线的垂线即可。 $x_1 = x_2$ 时，最近点 $q(x_1, \max(y_1, y_2))$ ($y_p > \max(y_1, y_2)$) 或 $(x_1, \min(y_1, y_2))$ ($y_p < \min(y_1, y_2)$) 或 (x_1, y_p) ($\min(y_1, y_2) < y_p < \max(y_1, y_2)$)

$\max(y_1, y_2))$; $y_1 = y_2$ 时同理。

当 $x_1 \neq x_2$ 且 $y_1 \neq y_2$ 时，我们设线段所在直线的方程为 $y = kx + d$ ，其中 $k = \frac{(y_1 - y_2)}{(x_1 - x_2)}$, $d = y_1 - kx_1$ ，所以通过 p 点到 $y = kx + d$ 的直线方程为 $y = -\frac{1}{k}x + \frac{m}{k} + n$, 将两式联立

$$\begin{cases} y = kx + d \\ y = -\frac{1}{k}x + \frac{m}{k} + n \end{cases}$$

解得 $x_q = \frac{\frac{m}{k} + n - d}{k + \frac{1}{k}}$ ，我们比较该点是否在线段上，如果在就取该点值，如果不在取线段离 x_q 最近的端点值， $x_q = \max(x_1, x_2)$ ($x_q > \max(x_1, x_2)$) 或 $x_q = \min(x_1, x_2)$ ($x_q < \min(x_1, x_2)$) 或 $x_q = x_q$ ($\min(x_1, x_2) < x_q < \max(x_1, x_2)$)， $y_q = kx + d$ 。

如此操作后我们得到了 p 到线段上最近的点 q，接下来我们根据 p,q 之间的距离选择所有线段上距离 p 最近的点 q 即可。

2. 计算路网上两点间的距离

设 $x_{t,i}$ 表示轨迹点 z_t 在路 r_i 上的最近点，要计算的是点 $x_{t,i}$ 到点 $x_{t+1,j}$ 之间的距离 $\text{dis}[\cdot][\cdot]$ ，我们利用 BFS（广度优先搜索）的方法搜索在起始线段 r_i 周围的路段。

我们利用 $\text{trans}[]$ 队列来储存 BFS 的遍历顺序，初始时将路段 r_i 的终点与 $x_{t,i}$ 到该终点的路径长度作为结构体加入 trans 中，每次 trans 头部元素 intersection （路口）出列，考虑以 intersection 作为起始点的所有路段，将这些路段的终点以及到达时的路径长度作为一个结构体都压入 trans 队列中。如果遍历深度大于 3 时，我们通常认为不会在短时间内经过 3 个及以上的路口，因此可以不必考虑这些情况，在算法中就是遍历深度大于 3 的点不必考虑。在考虑以 intersection 作为起始点的路段时，我们同时遍历所有 z_{t+1} 可能匹配的路段 r_j ，如果两者相同，我们就计算此时点 $x_{t,i}$ 到点 $x_{t+1,j}$ 的距离 $\text{dis} = \text{intersection}_i \text{len} +$

$distance(r_{j.start}, x_{t+1,j})$, 若 $dis[i][j]$ 之前不存在或 $dis[i][j] < dis$, 则更新 $dis[i][j] = dis$ 。

这里要注意一个细节，即计算 $x_{t,i}$ 与 $x_{t+1,i}$ 的距离时，由于都是在同一条路段 r_i 上，我们计算距离时应该用 $dis[i][j] = distance(r_{i.end}, x_{t,i}) - distance(r_{i.end}, x_{t+1,i})$ 计算，而不是在 BFS 算法中的先从 $r_{i.end}$ 出去，再从 $r_{i.start}$ 返回的回路距离。但如果 $distance(r_{i.end}, x_{t,i}) - distance(r_{i.end}, x_{t+1,i}) < 0$ 时，因为道路是单行道，不能掉头，所以我们可以假设是通过其他路段绕了一圈回来，此时依旧适用于 BFS 算法。

以上的算法可以计算出从点 $x_{t,i}$ 出发的所有路径长度 $dis[i][j]$ ，对于不同的 i ，我们利用一个 for 循环全部重复一次上述的计算便可以得到 $dis[i][j], \forall i, j$ 。上述的方法其实和 bellman-ford 类似，每次进行松弛。

3. 计算测量概率 (measured possibility)

我们假设测量概率和 z_t 到 $x_{t,i}$ 的距离 $\|z_t - x_{t,i}\|$ 之间成正态分布关系，由正态分布的概率公式建立模型， z_t 到 $x_{t,i}$ 的测量概率 $p(z_t | r_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_z} e^{-0.5\left(\frac{\|z_t - x_{t,i}\|}{\sigma_z}\right)^2}$ ，其中 $\sigma_z = 1.4826 median_t(\|z_t - x_{t,i}\|)$ 。

4. 计算转移概率 (transition possibility)

基于论文的阐释，我们可以发现在大量真实数据的测量下， $\|z_t - z_{t+1}\|$ 与 $\|x_{t,i} - x_{t+1,j}\|_{route}$ 间有着数据关系，其分布与 $|\|z_t - z_{t+1}\| - \|x_{t,i} - x_{t+1,j}\|_{route}|$ 的值成指数函数关系，具体如下图 1 所示，基于这个性质我们可以构造出关于路径上距离差的转移概率：

$$p(d_t) = \frac{1}{\beta} e^{-d_t/\beta}$$

其中 $d_t = |\|z_t - z_{t+1}\| - \|x_{t,i} - x_{t+1,j}\|_{route}|$ ，

$$\beta = \frac{1}{\ln 2} \text{mediant}_t(\left| \|z_t - z_{t+1}\| - \|x_{t,i} - x_{t+1,j}\|_{route} \right|)$$

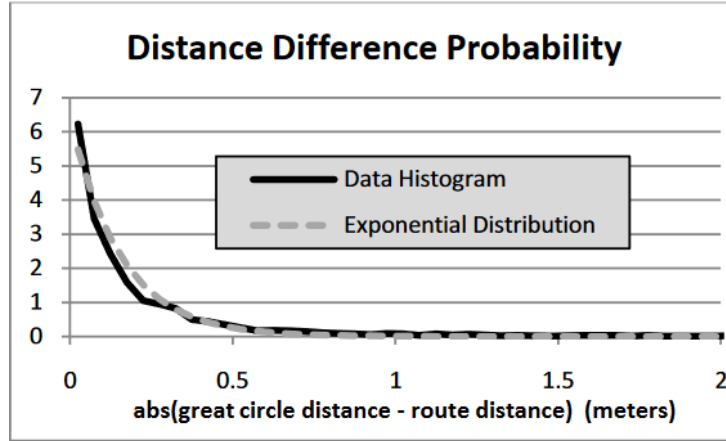


图 1

5.Viterbi 算法的动态转移

Viterbi 算法使用动态规划来快速找到 HMM 模型网格中的路径，使这条路径上测量概率和转换概率的乘积最大化。设乘积 $P_{t+1}[k]$ 是轨迹点 z_{t+1} 在路段 r_k 上的投影点对应乘积之和，我们在进行动态转移时只需要考虑前面一个状态的乘积，转移方程为：

$$P_{t+1}[k] = \max_{\forall i} (P_t[i] * p(d_t)) * p(z_t|r_i)$$

在转移后要注意一点，即所有的概率都是小于 1 的数字，如果过多的概率相乘，最后得到的概率积是一个很小的数，可能不能够在计算机中存储，于是我们可以在每一层 t 的转换后给所有 $P_{t+1}[k]$ 乘上一个放大因子，使数据保持在合理的范围内。这里我选择每次乘以 $\frac{1}{\max_{\forall k}(P_{t+1}[k])}$ ，这样最大的 $P_{t+1}[k]$ 就被还原为 1，所有步骤中的概率也在 1 附近的小数部分，便于计算。

三、创新点

记忆化存储

利用 `map<pair<int,int>,double>` 实现记忆化存储路口间距离,当第一次计算后，后续使用都不必重新计算。通过实际检验，我们发现这样计算后的时间复杂度大大降低。同时为了更好使用这一方法，当需要两个路口间

