

## 蓄積された交通情報を活用したプローブカーデータのマップマッチングに関する研究

名古屋大学 学生会員 ○田島 怜路 名古屋大学 非会員 鶴見 直樹  
 名古屋大学 正会員 三輪 富生 名古屋大学 正会員 森川 高行

## 1. はじめに

マップマッチングとは、測位誤差を含む車両のGPS軌跡データ（プローブカーデータ）から、その走行経路を特定する技術である。プローブカーデータは、収集頻度を高くすると収集コストが高くなるため、低頻度に収集する場合も多い。低頻度プローブカーデータからは走行経路の特定が困難だが、これを克服できれば、渋滞を正しく把握でき、適切な交通管理が可能となる。また、データ通信等に制約のある途上国でも活用できる。本研究は、低頻度プローブカーデータに対するマップマッチングにおいて、過去のマップマッチング結果から生成される交通情報（リンク旅行時間）のデータベースを活用することで、マップマッチング経路特定精度と更新される蓄積交通情報の精度が向上できるかを検討する。

## 2. マップマッチングシステムの構築

## a) ベースとなるアルゴリズム

本研究のアルゴリズムの基本的な考え方は、Miwa et al.<sup>1)</sup>を参考にしており、以下の通りである。

STEP1	最初のプロットを P1 とし、それに最も近いリンクを L1 とする。
STEP 2	P1 から距離閾値を超えるプロットを P2, P2 から距離閾値を超えるプロットを P3 とする。
STEP 3	P3 に近い2つのリンクを L3-1, L3-2 とする。
STEP 4	L1 と2つの L3 の間で2種類のリンクコストを用いて4本の経路を探索する。
STEP 5	4本の経路の中で尤度が最大となる経路をマッチング対象経路とする。
STEP 6	その経路上で P2 に最も近いリンクを L2 とする。L1 から L2 までの経路をマッチング経路として経路上の各リンクの旅行時間を更新する。
STEP 7	P2 を P1, L2 を L1, P3 を P2 として、全てのデータにおいて処理が行われるまで繰り返す。

## b) 複数候補経路の探索方法 (STEP 4)

候補経路を探索するための2種類のリンクコストについて、リンクコスト1は、Miwa et al.<sup>1)</sup>で使用されたものである。P2 からネットワーク上の各リンクへの距離を  $d_i$ 、そのリンク長を  $l_i$  とし、式(1)に示すように P2 と各経路の位置関係を考慮している。

$$linkcost_1 = d_i \times l_i \quad (1)$$

しかし、道路密度の高い地域では、右左折を不自然に繰返す経路が探索されてしまう場合が多い。そこで、右左折の負荷を考慮したものがリンクコスト2である。 $k$ を定数、あるリンクとそこから流出するリンク間との角度を  $\theta$  とし、式(2)のように定義する。

$$linkcost_2 = d_i \times l_i + k|\sin \theta| \quad (2)$$

## c) 経路の尤度 (STEP 5)

各候補経路の尤度は、2つの部分尤度（部分尤度1と部分尤度2）を組み合わせてによって計算する。

部分尤度1は式(3)で計算する。各候補経路  $j$  上の L2 と P2 との距離に関する尤度である。L2 と P2 の距離を  $d_s^j$ 、GPS 位置測位誤差の分散を  $\sigma_s^2$  としている。

$$L(d_s^j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_s^2}} \exp\left(-\frac{d_s^{j2}}{2\sigma_s^2}\right) \quad (3)$$

部分尤度2は、式(4)のように、P1 から P3 までの経過時間と蓄積情報から得られる候補経路  $j$  の旅行時間との差に関する尤度である。ここで、P1 と P3 の時刻を  $t_i, t_{i+2}$ 、候補経路の構成リンク集合を  $K_j$ 、過去の処理結果から得られるリンク  $k$  の平均旅行時間を  $\bar{h}_k^L$ 、分散を  $\hat{\sigma}_k^{L2}$  としている。

$$L(t_{i \rightarrow i+2, j}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \sum_{k \in K_j} \hat{\sigma}_k^{L2}}} \exp\left(-\frac{\{(t_{i+2} - t_i) - \sum_{k \in K_j} \bar{h}_k^L\}^2}{2 \sum_{k \in K_j} \hat{\sigma}_k^{L2}}\right) \quad (4)$$

以上を用いて、候補経路  $j$  の尤度  $L_{i \rightarrow i+2, j}$  を計算する。

$$L_{i \rightarrow i+2, j} = L(d_s^j) \times L(t_{i \rightarrow i+2, j}) \quad (5)$$

## 3. シミュレーション

## a) データの概要

本研究では、長さ 200m のリンクで構成するグリッド状の仮想道路ネットワークを用いる（図-1）。速度の速い幹線道路（実線）、その他の道路（破線）、及び周辺部より速度が低い混雑地域（灰色領域）で構成されている。また、プローブカーは左上端のノードを起点、右下端のノードを終点とする。プローブカーデータは 100m 間隔もしくは 200m 間隔に時刻と位置情報を記録し、信号停止は考慮しない。ま

た、GPS 位置測位誤差の標準偏差は 10m とする。

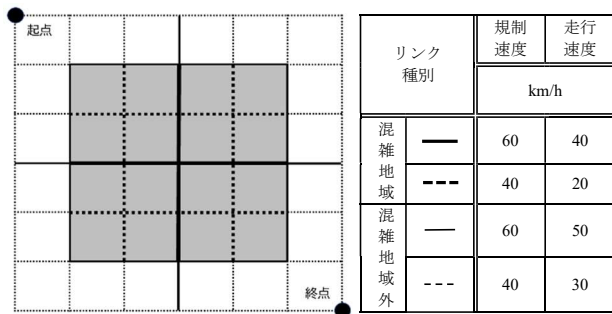


図-1 道路ネットワークとリンク種別毎の速度分布

## b) シミュレーション方法

混合ガウスモデルの推定法<sup>2)</sup>を参考にした複数経路にリンク旅行時間を蓄積する方法（以下，“Multiple”）と、1本の経路のみに蓄積する方法（以下，“Single”）とを比較する。Singleは、尤度の最も高い経路のみを対象に、得られたリンク旅行時間をデータベースに逐次蓄積する方法で、過去に得られた情報と合わせてリンク旅行時間の平均と不偏分散を更新する。Multipleは、候補経路集合から尤度の高い3経路を抽出し、各経路 $j$ の尤度から混合係数 $\pi_j$ を計算し、リンク $k$ の負担率 $q(z_{j,k})$ を以下のように計算する。

$$\pi_j = \frac{L_{i \rightarrow i+2,j}}{\sum_{j'=1}^M L_{i \rightarrow i+2,j'}} \quad (6)$$

$$q(z_{j,k}) = \frac{\pi_j f(t_{i+1} - t_i | \mu_j^R, \sigma_j^{R2})}{\sum_{j'=1}^M \pi_{j'} f(t_{i+1} - t_i | \mu_{j'}^R, \sigma_{j'}^{R2})} \quad (7)$$

ここに、 $\mu_j^R$ 及び $\sigma_j^{R2}$ は蓄積されているリンク旅行時間の平均及び分散とする。

さらに、データベースのリンク $k$ について、 $n$ 番目トリップによって新たに蓄積される見かけ上のサンプル数 $N_k^n$ を式(8)によって計算し、平均旅行時間と分散を式(9)、式(10)のように順に更新する。

$$N_k^n = N_k^{n-1} + q(z_{j,k}) \quad (8)$$

$$\bar{h}_k^{L,new} = \frac{1}{N_k^n} \{ N_k^{n-1} \bar{h}_k^{L,new} + q(z_{j,k}) t_{jk}^n \} \quad (9)$$

$$\hat{\sigma}_k^{new2} = \frac{1}{N_k^n} \left[ N_k^{n-1} \left\{ (\bar{h}_k^{L} - \bar{h}_k^{L,new})^2 + \hat{\sigma}_k^2 \right\} + q(z_{j,k}) (t_{jk}^n - \bar{h}_k^{L,new})^2 \right] \quad (10)$$

ここに、 $t_{jk}^n$ は $n$ 番目トリップのマップマッチングから得られた候補経路 $j$ 上のリンク $k$ の旅行時間である。

## c) シミュレーション結果

図-2に1000トリップの蓄積シミュレーション結果を示す。横軸にプローブカーのトリップ数、縦軸に走行速度から算出したリンク旅行時間の正解値

と蓄積したリンク旅行時間とのRMSEを示す。

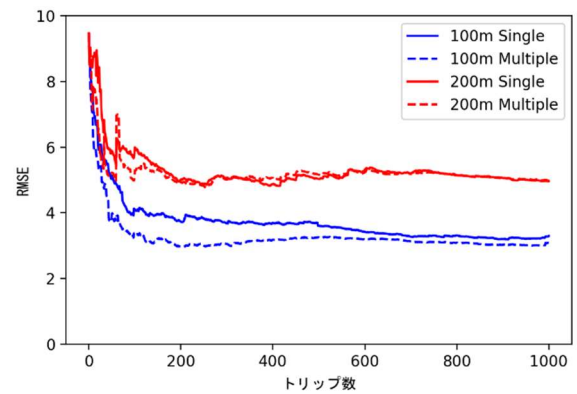


図-2 シミュレーション結果

図-2より、情報が蓄積されるにつれてRMSEが概ね単調に減少していく様子が読み取れる。特に、100m間隔データでは、Multipleが200トリップ程度でも十分な精度の情報を蓄積できていることがわかる。その後、RMSEが若干増加しているが、Multipleでは、正解経路の特定が容易な状況でもそれ以外の経路へ蓄積してしまうためであると考えられる。

一方、200m間隔ではこの傾向は明確ではなく、低頻度であるほどMultipleの効果が消失してしまうと言える。また、60トリップ目付近でMultipleでのみRMSEが増大している部分が見られ、間違った経路への情報蓄積が影響していると考えられる。ただし、その後直ぐにRMSEが減少していることから、蓄積データの劣化からの回復力も強いことが分かる。

## 4. おわりに

本研究では、マップマッチングにリンク旅行時間データベースを活用し、経路特定精度の向上と蓄積される交通情報の精度向上を検討した。複数経路への情報蓄積によって、特にデータ量が十分でない場合に精度の高い交通情報を蓄積することが示された。しかし、正解経路以外の経路へも情報を蓄積するため、尤度の計算方法や蓄積対象経路数の選定には改善の余地がある。今後は実データを用いて、より実用的な知見を示すことを目指す。

謝辞：本研究は、JSPS 科研費 19H2260 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- 1) Miwa, T., Kiuchi, D., Yamamoto, T. and Morikawa, T.: Development of map matching algorithm for low frequency probe data, *Transportation Research Part C* 22, pp.132-145, 2012.
- 2) C.M.ビショップ (元田ら監訳) 『パターン認識と機械学習 (下)』, 丸善出版, 2012