

測位値とネットワーク情報を併用した 歩行軌跡の逐次推定

中西 航¹・布施 孝志²

¹正会員 博士 (工学) 東京大学助教 大学院工学系研究科社会基盤学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: nakanishi@civil.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 博士 (工学) 東京大学准教授 大学院工学系研究科社会基盤学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: fuse@civil.t.u-tokyo.ac.jp

歩行者行動をより高解像度に把握し自由な形状の軌跡を得ることで、街路上の施設配置の高度化などが見込まれる。一般に、高解像度な歩行軌跡は道路ネットワークの真上には存在せず、GNSS に代表される測位値には誤差が含まれるため、マップマッチング手法での軌跡把握の高解像度化は困難である。これに対し、測位値のみに基づく軌跡推定手法も存在するが、目的地選択や経路選択のような行動把握をネットワークを仮定せずに議論することも困難である。そこで本研究では、測位値とネットワーク情報を併用する。歩行軌跡のネットワークからのずれを潜在変数と捉え、これを測位値により逐次推定することで、自由な形状の軌跡を得つつもネットワーク上で移動を議論できる手法を構築する。また、近い将来の測位精度向上を見込み、感度分析を行う。

Key Words : Trajectory estimation, Map matching, General state space model, Offset variable

1. はじめに

GNSS などにより計測される座標データを、あらかじめ設定された道路ネットワーク上に復元するマップマッチング手法は、これまで多数の研究が蓄積されてきた¹⁾。多くの人々が携帯電話やスマートフォンなどの機器を所持しながら移動する現在、マップマッチングによる移動経路の把握やそれに基づく予測モデルの構築への期待はますます高まっている。ただし、ほとんどの従来手法では、マッチング先、すなわちネットワークの座標は確定値として扱われている。すなわち、問題設定として、計測機器はネットワークを構成するノードやリンクの真上にしか存在しないという前提のもとで、計測誤差を含むデータをもとのネットワークの正しい位置に復元することを考えている。これは、計測誤差がネットワーク自体の誤差よりもはるかに大きいとみなせる場合が多いことに由来する。

しかしながら、現実には、この前提が当てはまらない場合もある。たとえば歩行という移動手段を考える。幅員が数十メートルあるような道路において、通常の歩行者は両脇にある歩道を通行していると考えられる。一方で、道路ネットワークにおいて、この道路は中央に引かれる 1 本のリンクで表現される。このとき、10[m]程度の計測誤差は、歩道上から得た測位値を道路中央に存在するリンクに復元することの誤差と同程度のオーダーとなる。このような場合、ネットワークを完全な座標であると捉えることは結果的にマップマッチング

精度の低下を招くため、適切とはいえないであろう。さらに、より積極的な観点では、歩道レベルで歩行者の流動を詳細に捉えることで、街路上の空間整備やマーケティングなどへの応用可能性も高まってくる。

この問題に対する単純な対策として、ネットワークを精緻にする、たとえば歩道にもあまねくリンクを設けるという方法があるが、計算量の増大を招き、経路選択モデルなどの構築においても現実的とはいえない。また、別の対策として、そもそもネットワークを仮定せずに外れ値の検出のみから軌跡を得る方法もあるが、交通行動分析はネットワーク上で経路を記述して行うことが多いという現状を鑑みれば、軌跡はネットワークと紐付いていることが望ましい。そこで本研究では、ネットワーク情報の存在を前提としつつも、実際の計測機器はそのネットワークから外れた位置に存在することを明示的に表現したうえで、GNSS 計測データをリンクにマッチングする手法について検討する。すなわち、交通行動はネットワーク上で記述でき、なおかつ実際の位置はネットワーク上に限定しないという方法を検討する。広域スケールのネットワークを表現する際に、計算量の観点から縮約ネットワークを用いるような場合にも、同様の問題設定があり得るといえよう。

以下では、まず、第 2 章で一般状態空間モデルにおける逐次マッチングの流れとその構成要素について説明する。ついで第 3 章では本研究における具体的な定式化を行う。そのうえで、第 4 章でシミュレーションデータにおいて実験・考察を行う。

2. 一般状態空間モデルにおける逐次マップマッチング

本章では、理論的な背景の整理として、はじめに一般状態空間モデルを導入し、逐次マップマッチングへの用い方を説明する。そのうえで、同モデルの構成要素について、本研究で必要な部分を中心に説明を加える。

(1) 一般状態空間モデル

一般状態空間モデル(図-1)とは、潜在状態の時系列遷移を表すシステムモデルと、潜在状態からの計測値の実現を表す観測モデルとの2つの確率モデルを連立させたモデルである。ここで、計測値の系列を用いて潜在状態の系列を逐次ベイズ推定することを、逐次データ同化という。具体的には、まず、時刻 t において観測した変数のベクトルを観測ベクトル \mathbf{y}_t 、観測ベクトルを実現する観測不可能な潜在状態変数のベクトルを状態ベクトル \mathbf{x}_t と定義する。また、状態ベクトルの時間遷移を表すシステムモデル $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ と、状態ベクトルから観測ベクトルを実現する分布である観測モデル $p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t)$ とをモデル化する。本研究では、観測ベクトルがGNSSによる計測値、状態ベクトルが本来の歩行者位置、システムモデルが歩行者挙動モデルに、観測モデルが計測精度を表すモデルにそれぞれ相当する。また、時刻 $t = 1$ から観測が始まるとしたとき、観測開始前の状態ベクトル、すなわち初期分布 $p(\mathbf{x}_0)$ は外生的に与えられるものとする。

いま、データ $\mathbf{y}_{1:t} = \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_t$ が得られたもとの、時刻 t における状態ベクトル \mathbf{x}_t を逐次ベイズ推定する。これは、事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t})$ を求める問題であり、状態ベクトルに対して1次のマルコフ性を仮定することにより、

$$p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t}) \propto p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{y}_{1:t-1})d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1)$$

と推定できる²⁾。実用上は、事後平均

$$\int \mathbf{x}_t p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t})d\mathbf{x}_t \quad (2)$$

のような代表値を用いて推定結果とすることが多い³⁾。また、式(1)の計算が解析的に行えない場合には、パーティクルフィルタ⁴⁾⁵⁾による数値近似が可能である。

この定式化を用いると、計測した座標の時系列の連続性を考慮に入れたマップマッチングが可能となる。実際にも、一般状態空間モデルによる逐次ベイズ推定の特異形であるカルマンフィルタを用いたマッチング⁶⁾⁷⁾⁸⁾をはじめ、有用性が以前より示されている。

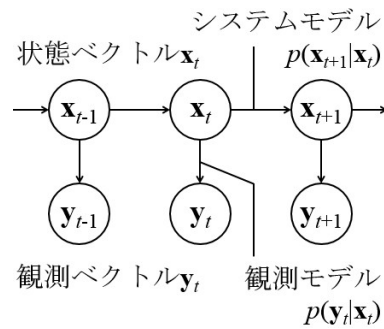


図-1 一般状態空間モデル

(2) 状態ベクトルとシステムモデル

マップマッチングの場合、上記の一般状態空間モデルにおける状態ベクトルは、リンクやリンク上での位置を表す変数に相当する。また、システムモデルは歩行者位置の時間遷移を表すモデルに相当する。

リンク上の位置も含めて推定する場合は、状態ベクトルにリンクおよびリンク上の位置を設定し、システムモデルとしてマイクロな移動予測モデルを設定することになる⁹⁾。つまり、この場合の予測モデルには、リンク遷移およびリンク上での移動の両方が含まれている。また、リンク推定のみを目的とする場合は、状態ベクトルにはリンクのみを設定すればよい。システムモデルにもリンク遷移が記述されていればよい。

本研究では、基礎的な検討のため、リンクのみを状態ベクトルとして推定対象にする。そこで、ここでは、リンク遷移を表す基本的なモデルとして、マルコフ連鎖により記述する方法の概略を説明する。マルコフ連鎖によるリンク遷移記述の基本的な概念は、各歩行者が次の時刻に存在するリンクは、現在のリンクのみに基づいて確率的に決定されるというシンプルなものである。これは、自動車流において佐佐木¹⁰⁾が提案したのが端緒であり、交通流の発生や吸収、迂回や周回経路の表現が可能であることから応用例も多い^{たとえば11)}。本来はデータからのリンク遷移確率の決定は容易ではないが、本研究では事前に与えられるものとして扱う。

(3) 観測ベクトルと観測モデル

GNSS測位で観測可能な変数としては、3次元位置を表す (x, y, z) 、測位時刻 t および計測精度 σ があげられる。これらは、多くのスマートフォンに内蔵されるようなGNSSセンサから、アプリ等を用いて実際に取得できる値であることが多い。まず、本研究では簡単のため、位置は平面上を考え(すなわち z は用いず)、測位は等間隔を仮定することにより測位時刻としての t は明示的には扱わない。つぎに、計測精度の扱い方を述べる。スマートフォンでの測位において取得できる計測

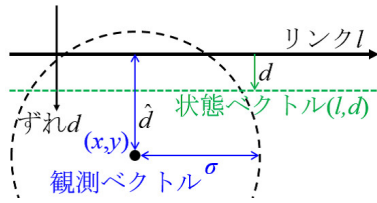


図-2 提案手法の模式図

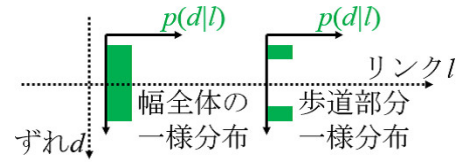


図-4 ネットワークからのずれの分布イメージ

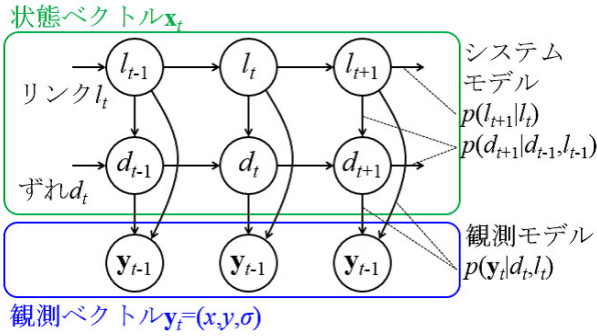


図-3 提案手法のグラフィカルモデル

精度の値は、その意味や精度には不明な点が多い。本研究では、Androidの開発者向け資料において公表されている、取得位置から半径が σ [m]の円内に正確な位置がある確率が68%¹²⁾という記述を以降の適用時の参考とする。

計測精度のモデル化は、等方性の2次元正規分布(レイリー分布)が仮定されることが多い。レイリー分布の確率密度関数は、 (x, y) の2次元においてパラメータ σ を用いて

$$p(r) = \frac{r}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (4)$$

である。たとえば、マップマッチングの一手法であるDDR¹³⁾もレイリー分布に基づいたモデル化である。これは、測位座標 (x, y) を中心としたレイリー分布に従って、本当の歩行者位置が確率的に分布すると捉えていることと同値である。

3. ネットワークと歩行者位置との関係を考慮したモデル化

本章では、実際の歩行者がネットワークの真上から一定程度外れた位置に存在することを表現するモデルを定式化する。そのうえで、前章で説明した要素とあわせて一般状態空間モデルにおいて統合する。以降では、模式図(図-2)およびグラフィカルモデル(図-3)を用いて説明する。

(1) 前提

はじめに、前提条件を述べる。まず、元となるネットワークは外生的に与えられているとする。また、歩行者の逐次的なリンク選択は、前章で述べたマルコフ連鎖により表現されるとする。

さらに、道路を代表するリンクと歩行者位置との関係を、「ずれ」という1変数で表すことを考える。これを表現するため、いま、リンクに向きを考える。そして、リンクに直交する直線において、リンクの正の方向を見たときに右側を正とする1次元の座標 d を設定する。この座標における d の値のことを、ネットワークからのずれと呼ぶことにする。

道路の状況に応じて、道路を代表するリンクに対するずれ、すなわち歩行者の分布は異なる。道路の状況とは、たとえば、道路の両側に歩道がある場合、歩行者専用道路である場合、などである(図-4)。本研究では、道路ごとに、リンクからどの程度離れた位置に歩行者が存在しうかの分布、すなわち $p(d|l)$ があらかじめ与えられているものとする。

(2) 状態ベクトルと観測ベクトル

状態ベクトルをリンク l とリンクからのずれ d で定義する。このとき、ある (l, d) が指す場所は一意に定まる。ただし、任意の地点 (x, y) は複数の (l, d) に対応する必要があることに留意する。なお、上述の通り、 d は l に依存している。従って、この状態ベクトルは、具体的には歩行者の位置が同時分布 $p(l, d) = p(d|l)p(l)$ で表現され、道路上のリンク l から d だけずれた線上に分布することを示している。

観測ベクトルには、前章で述べたとおり、平面上の位置 (x, y) および計測精度 σ の3変数を利用する。

(3) システムモデル

グラフィカルモデル(図-3)のような依存関係を考えたうえで、 l および d をそれぞれモデル化する。まず l については、 $p(l_t|l_{t-1})$ がマルコフ連鎖の遷移行列で記述されるものとする。これは、リンクが $\mathbf{L} = l_1, l_2, \dots, l_N$ の N 本あるとすれば、 N 行 N 列の遷移行列 \mathbf{M} を用いて

$$p(\mathbf{L}_t) = \mathbf{M}p(\mathbf{L}_{t-1}) \quad (5)$$

である。 M の i 行 j 列がリンク l_i から l_j への遷移確率を示す。つぎに d については、同じリンクにとどまる場合 ($l_t = l_{t-1}$) には、ずれの継続性と道路ごとのずれの特性とを掛け合わせた

$$p(d_t | d_{t-1}, l_t) \propto (1 - \alpha) p(d_t | d_{t-1}) \alpha p(d_t | l_t) \quad (6)$$

のような形で記述できると考える。ここで α は 2 つの分布の寄与度を調整するパラメータであり、具体的な定式化においては都度必要な形で導入する。また、別のリンクに遷移するとき ($l_t \neq l_{t-1}$) はずれは継承されないものとして

$$p(d_t | d_{t-1}, l_t) \propto p(d_t | l_t) \quad (7)$$

とする。

(4) 観測モデル

観測モデルとは、ある状態ベクトル (l, d) のもとで、観測ベクトル (x, y, σ) が得られる尤度を表すものである。ここでは、 (l, d) が示す集合 (たとえば l が直線ならば直線) が、観測ベクトルから得られる半径 σ の円の内部に存在する度合いによってモデル化する。具体的には、

$$p(x, y, \sigma | l, d) \begin{cases} \propto 1 - \frac{|\hat{d} - d|^2}{\sigma^2} & (|\hat{d} - d| \leq \sigma) \\ = 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (8)$$

とする。ここで、 \hat{d} は (x, y) から l までの最短距離を表す (図-2)。

(5) 具体的な計算方法

本章の最後に、以上で構築したモデルの具体的な計算方法をまとめる。解析的な計算が不可能となりうるため、計算はパーティクルフィルタで行う。パーティクル数は 50000 個とした。

状態ベクトルの初期分布は、なんらかのマッチング方法で l が与えられたもとの $p(d|l)$ に従うものとする。この (l, d) の組に対して、以下の順番で操作していく。

- (a) l のシステムモデル (式 (5)) を計算し、 l の予測分布を得る。
- (b) これをもとに d のシステムモデル (式 (6) または (7)) を計算し、 (l, d) の予測分布に更新する。
- (c) この予測分布に対して、観測ベクトル (x, y, σ) により観測モデル (式 (8)) を計算し、 (l, d) の事後分布を得る。
- (d) 時刻を 1 進め、以上を繰り返す。
- (e) 必要に応じて事後平均を計算する。この際の注意事項を直後に記す。

事後平均の計算においては、(a) l は実際には離散値ラベルで大きさとしての意味はないこと、(b) d は l の条件付き (すなわち $p(d|l)$) という形にしか実質的な意

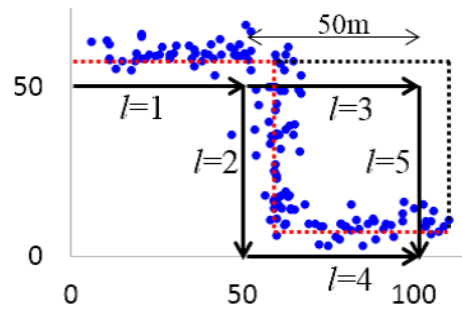


図-5 シミュレーションネットワーク・歩道と疑似測位値の例

味がないことの 2 点に注意する。そして、 l の選択割合 $p(L)$ は以下のように計算される。

$$p(L_t | \mathbf{y}_{1:t}) = \int p(x_t | \mathbf{y}_{1:t}) dd_t \quad (9)$$

また、 $l = a$ のときの $p(d|l = a)$ は事後分布 $p(x_t | \mathbf{y}_{1:t})$ のうち $l = a$ の部分だけを取り出したものである。

4. シミュレーションデータへの適用

本章では、構築した手法をシミュレーションデータに対して適用し、考察を行う。

(1) データの作成

まず、図-5 に示すようなネットワークを設定する。各リンク (実線) の長さは 50[m] で、道路には幅があると考えられる。リンクの矢印は正の向きを表している。歩道を移動する場合を想定し、各リンクの正の方向に向かって左側、 $d = -10$ [m] のところに歩道があることを想定する (点線)。

シミュレーションデータの作成にあたっては、擬似的に歩行者の出発地・目的地・移動経路・移動速度を想定する。具体的には、このネットワークの歩道上を $l = 1 \rightarrow 2 \rightarrow 4$ の順番に秒速 1[m/s] で移動する歩行者から、計測精度がパラメータ $\hat{\sigma} = 5$ [m²] または 10[m²] のレイリー分布に従う測位値が得られるものとする。図-5 には、移動経路を赤色の点線で、 $\hat{\sigma} = 5$ [m²] の測位値の例を青色の点で示してある。

また、シミュレーションデータを作成する際のパラメータと、推定時の観測モデルパラメータとの関係に、 $2\hat{\sigma} = \sigma$ を仮定する。この設定は、観測モデルがある程度 0 以外の値を持つようにするため、レイリー分布の累積分布が 2σ で 0.86 であることを参考に設定した。

(2) 条件設定

つぎに、上記のシミュレーションデータに対して推定を行うための設定を説明する。ネットワークからの

ずれの分布 $p(d|l)$ は、全リンク共通で正規分布

$$d|l \sim N(-10, 2^2) \quad (10)$$

に従うものとする。

また、システムモデルとして、マルコフ連鎖の遷移確率を

$$M = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.01 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0.005 & 0.98 & 0.005 & 0.01 & 0 \\ 0.005 & 0.005 & 0.98 & 0 & 0.01 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0.98 & 0.01 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0.01 & 0.98 \end{bmatrix}$$

と設定する。これは、各リンクにおける滞在時間の期待値がちょうど実際の滞在時間と一致するように設定している。そして、式 (6) の具体的なモデル化を行う。同じリンクにとどまるときの d は、

$$d_t|d_{t-1}, l_t \sim d_{t-1} + N(\alpha(-10 - d_{t-1}), 2^2) \quad (11)$$

により表現する。右辺は、現在のずれに対してリンク条件付きずれの分布を重み α で作用させることを意味する。すなわち、 $\alpha = 0$ では現在のずれのみに依存するランダムウォーク、 $\alpha = 1$ ではリンク固有のずれ $p(d|l)$ のみに依存する分布となる。今回の適用では $\alpha = 0.1$ とする。さらに、初期リンク $l_0 = 1$ は既知であると考え、観測モデルは、3.(4) で説明したとおりに設定する。

なお、このとき、ずれの分布、システムモデル、観測モデルは、いずれも上記でシミュレーションデータを作成したときのものとは異なっている。一般に、ベイズ推定は、このように本来のモデルと推定時に設定するモデルが異なっている場合にも、モデルパラメータの推定量が良い性質を持つ推定法である¹⁴⁾。なおかつ、現実の適用においては、ほとんどの場合に分析者が本来のモデルを知ることはできない。従って、今後、各モデルのパラメータも含めて推定する状況になった場合には、逐次ベイズ推定で軌跡の推定を行うことは統計的にも有効な方法であるといえる。

(3) 結果と考察

図-6 および図-7 に、2通りの計測精度 $\hat{\sigma}$ の設定のもとでの、各時刻におけるリンク選択確率を示した。ずれを考慮することにより、全体としてはおおむね良い推定結果となっている。

$t = 50$ および 100 付近では推定が不安定にみえるが、これはノード付近でずれを考慮しているときにはリンクが必ずしも一意に定まらないことを示している。このことは、結果としては自然であるが、リンク単位で行動把握を行いたい場合には課題となるだろう。ただし、これはずれ d を考慮せずに推定を行っても同様の問題が発生するため、構築手法に由来する問題ではない。むしろ、たとえば $t = 50$ 付近で $\hat{\sigma} = 5$ ではほとん

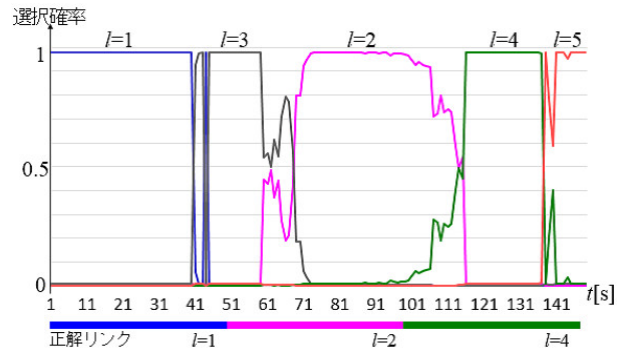


図-6 $\hat{\sigma} = 5$ のときのリンク選択確率

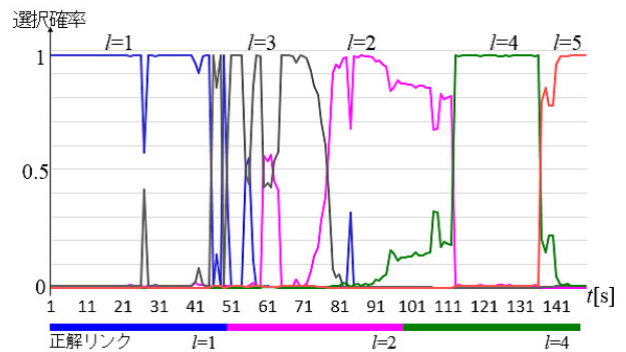


図-7 $\hat{\sigma} = 10$ のときのリンク選択確率

ど $l = 3$ と推定されることに対して、ノード付近でのずれ d の挙動を詳細に分析しモデル化することで対処可能だと考える。また、リンク単位での推移に対して事後的に処理を行う手法も考えられる。

図-8 に d の事後平均を示した。前述のとおり、 d の分布は本来はリンク条件付きにおいてしか意味を持たない。ただし、今回の適用では、シミュレーション値がすべて $d = -10$ から生成されているため、便宜的に全てのリンクについて周辺化して d のみの分布として表示している。おおむね $d = -10$ 付近を推移するが、 $t = 50$ 付近、すなわちノード付近では $l = 3$ と推定されやすいため、 d は 0 に近づいている。

ここで、ノードを通過したあとの $t = 70$ 付近に着目すると、計測精度による違いが顕著である。計測精度が高いときは、 d の推定が -10 付近に戻り、推定先のリンクも安定しやすい。リンクの推定結果とあわせて考えると、今後ノード付近での d の挙動については、より詳細なモデリングが必要となろう。さらに、計測精度が高くなるとリンク推定が安定するだけではなく、表裏一体の問題としてずれ d を考慮しなければ推定が不安定となる、すなわちマッチング先のリンクがなくなりうることも示唆される。たとえば、 $d = 10[\text{m}]$ のときに測位値が $\hat{\sigma} = 10[\text{m}^2]$ のレイリー分布に従うとして、

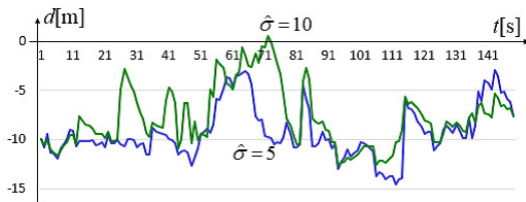


図-8 ずれ d の事後平均の推移

本研究の観測モデルにおいて $\sigma = 20[\text{m}^2]$ でマッチングする場合、2割程度の点にはマッチング先のリンクがない状態となる。このことから、今後は本手法の設定のように、ネットワーク誤差を分離して推定する手法が必要となると考えられる。

5. おわりに

本研究では、逐次マップマッチングの問題において、より現実に近く、測位値の情報をより有効活用するための方法を検討した。具体的には、ネットワークからのずれという変数を導入することにより、計測誤差からネットワーク誤差を分離したうえで逐次ベイズ推定の問題として定式化した。歩行者を対象に、位置をリンク番号とそのリンクからのずれの2変数で表現し、予測モデルとしてリンクをマルコフ遷移で、ずれをランダムウォークで表現した。また、計測精度について、測位値と位置との関係によりモデル化した。この方法を複数の計測精度の仮定のもとでシミュレーションデータに適用し、一定の可能性を示した。

今後の課題を以下に述べる。はじめに、手法の有効性を、ずれを考慮しない場合との比較により示していきたい。この際には比較手法から検討する必要がある。また、より自由な軌跡を描くことを考えると、リンク単位ではなくリンク上の位置も考慮した推定としたい。モデルについても、(a) 事前に決め打ちしている各種のパラメータの影響度合いを知ること、(b) それらを同時推定とすること、(c) ノード付近でのシステムモデルを検討することが課題である。最終的には、経路選択等の上位モデルとの統合なども含め、より実現象に近いモデリング・実データに適用可能な手法としていくことが望まれる。

謝辞： 本研究は科学研究費(若手研究B:15K18131)の助成により行われた。

PEDESTRIAN TRAJECTORY ESTIMATION USING GNSS AND ROAD NETWORK DATA

Wataru NAKANISHI and Takashi FUSE

参考文献

- 1) Quddus, M. A., Ochieng, W. Y., and Noland, R. B.: Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions, *Transportation Research Part C*, Vol.15, No.5, pp.312-328, 2007.
- 2) 樋口知之 編著：データ同化入門—次世代のシミュレーション技術，朝倉書店，2011.
- 3) 安道知寛：ベイズ統計モデリング，朝倉書店，2010.
- 4) Gordon, N., Salmond, D. and Smith, A.: Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, *Radar and signal processing, IEE Proceedings F*, Vol.140, No.2, pp.107-113, 1993.
- 5) Kitagawa, G.: Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol.5, No.1, pp.1-25, 1996.
- 6) Krakiwsky, E.J., Harris, C.B. and Wong, R.V.C.: A Kalman Filter for integrating dead reckoning, map matching and GPS positioning, *Proceedings of IEEE Position Location and Navigation Signal Processing*, pp.39-46, 1988.
- 7) Tanaka, J., Hirano, K., Itoh, T., Nobuta, H. and Tsunoda, S.: Navigation system with map-matching method, *Proceeding of the SAE International Congress and Exposition*, pp.40-50, 1990.
- 8) Zhao, L., Ochieng, W.Y., Quddus, M.A., Noland, R.B.: An extended Kalman Filter algorithm for Integrating GPS and low-cost dead reckoning system data for vehicle performance and emissions monitoring, *The Journal of Navigation*, Vol.56, No.2, pp.257-275, 2003.
- 9) 中西航, 布施孝志：ネットワーク上の人物移動推定のための観測モデルパラメータの適応的推定，土木計画学研究・講演集，Vol.50，CD-ROM，2014.
- 10) 佐佐木綱：吸収マルコフ過程による交通量配分理論，土木学会論文集，No.121，pp.28-32，1965.
- 11) Akamatsu, T.: Cyclic flows, Markov process and stochastic traffic assignment, *Transportation Research Part B*, Vol. 30, No. 5, pp. 369-386, 1996.
- 12) Google: Location — Android Developers, [http://developer.android.com/reference/android/location/Location.html#getAccuracy\(\)](http://developer.android.com/reference/android/location/Location.html#getAccuracy()), 2016.4.18 閲覧.
- 13) Bierlaire, M. and Frejinger, E.: Route Choice Modeling with Network-free Data, *Transportation Research Part C*, Vol.16, No.2, pp.187-198, 2008.
- 14) 渡辺澄夫：ベイズ統計の理論と方法，コロナ社，2012.

(2016.4.22 受付)