パーティクルフィルタを用いた空間データの自動作成法*

Automatic Generation of Spatial Data Using Particle Filter*

三谷卓摩**・羽藤英二***
By Takuma MITANI**・Eiji HATO***

１．はじめに

近年，様々なセンサーネットワークによってリアルタイムな交通状況や交通行動の入手が可能となりつつある．こうしたデータは交通管制や交通計画においても有益なものとなりつつあるが，同時に情報処理から情報管理の時代とよばれるほど，我々をとりまくデータ環境は激変しており，膨大なデータからどうやって必要なデータを取り出すべきかが問われつつある．

プローブパーソン調査によって得られた膨大な位置データや加速度データは，正規化する必要があるし，マイクロシミュレーションを行おうとすれば様々なパラメータリゼーションが必要となる．観測変数の増加は次元の呪いのような問題を引き起こすことが知られており，蓄積されていくデータをどのように管理していくかが問われているといえよう．

こうした背景下で我々は，オンライン型の統合情報プラットフォームの構築を考える．プラットフォームは，プローブパーソンなどのセンサー情報入力部分と既存のレガシーデータ部分，これらのデータを処理しフュージョンする部分，パラメータリゼーションする部分，リアルタイムマイクロシミュレーション部分[1)]などで構成される．本研究はこの中でもパラメータリゼーションに焦点をあて，膨大に収集されるプローブパーソンデータを用いてマイクロシミュレーションにおけるパラメータリゼーションの自動化を考える．

パラメータリゼーションとは，膨大なデータをもとに情報集約を行い，マイクロシミュレーションに必要なパラメータを自動抽出する機能のことである．従前の研究では交通容量を車線数などから一律に交通容量を与え，これをパラメータとしたり，信号現示を直接計測したりしてパラメータとするといった手法がとられてきた．

しかしこうした方法は静的な方法であり，現実には，電子化されセンサーによって感知可能な行動に応じて信号制御はリアルタイム処理が採用されている．空間は様々な変化を起こしており，こうした動的な情報を静的な方法で抽出しパラメータリゼーションを行うことには問題が多いといわざるを得ない．そこで本研究ではまず，様々な位置精度を持つデータを想定した上で，自動車交通に関してパーティクルフィルタによる位置補正を行ったうえで，交差点部の動的な交通状況のパラメータリゼーション可能性の検討を行うことを考えたい．位置補正後の経路別，時間帯別の特徴について考察を行い，プローブパーソンデータを用いた空間データの抽出の可能性を示すことを本研究の狙いとしたい．

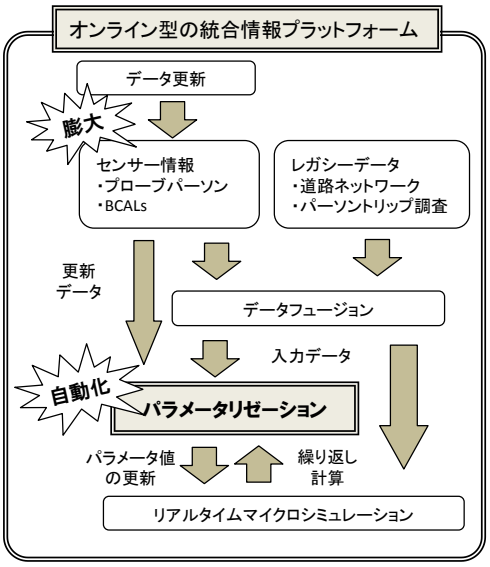

図1 オンライン型の統合情報プラットフォーム

２．パーティクルフィルタを用いた位置補正

自動車に関する位置データで分析を行う場合，まず，観測されたデータを補正するため，道路ネットワークへのマップマッチングによって，実際の観測地点の通過時刻や経路を推定することが一般的である．しかし，速度が低下している交差点近傍で位置補正を行う際は，移動時と比較して，誤差によるばらつきが有意になることがあるため，誤ったマップマッチングが発生しやすい．そこで，パーティクルフィルタを用いた位置補正をあらかじめ実施することで，交差点近傍でのマップマッチングの精度向上を図ることを目的とする．

*キーワーズ：土地利用・交通・環境統合モデル
**正員，博(工)，東京大学大学院工学系研究科建築学専攻
（東京都文京区本郷七丁目三番地一号工学部十四号館，
TEL:03-5841-1672,E-mail:mitani@bin.t.u-tokyo.ac.jp）
***正員，博(工)，東京大学大学院工学系研究科

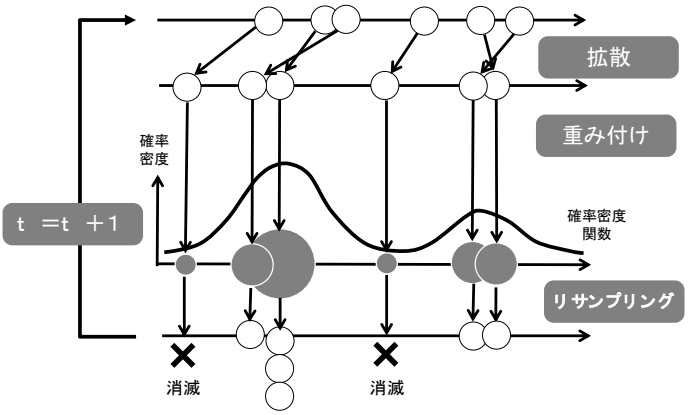

図2　パーティクルフィルタの概念図

（1）パーティクルフィルタの概要

パーティクルフィルタは，観測モデルとして非線形の任意のモデルを適用できるため，画像などの観測過程が複雑なコンピュータビジョン等で多く用いられている[2)]本研究では，2次元空間上で過去の観測データを事前分布として与え，パーティクルの集合を用いて現時刻での観測データを推定し，尤度の高さにより位置を補正することでベイズ的に経路を推定していく．以下にその方法について述べる．

パーティクルフィルタは，時刻 t における観測値 θ_t から状態ベクトル x_t の事後確率である確率密度関数 $P(x_t|\theta_t)$ を推定する．この事後確率 $P(x_t|\theta_t)$ は，ベイズの定理により以下の式(1)に置換できる．

$$P(x_t|\theta_t)=\frac{P(y_t|x_t)\cdot P(x_t|\theta_t)}{P(y_t|\theta_{t-1})} \tag{1}$$

$$P(x_t|\theta_{t-1})=\int P(x_t|x_{t-1})\cdot P(x_{t-1}|\theta_{t-1})\,dx_{t-1} \tag{2}$$

まず，$t-1$の状態をもとに抽出されたパーティクル群 $P(x_{t-1}|\theta_{t-1})$ を選択し，対象領域に拡散する．これを事前分布とする．つぎに，運動モデル $P(x_{t-1}|\theta_{t-1})$ を用い，パーティクル群を一定の規則に基づいて誤差を加えた形で移動させる（拡散）．この運動モデルに関しては，後に説明する．さらに，各パーティクルに対し，その尤度を計算する(重み付け)．重み付けについても後ほど説明する．最後に，リサンプリングを実施することで，尤度の高いパーティクルについては複数個サンプリングされ，低いものに関しては消滅する．このとき，尤度の最も高いパーティクルが集中する位置を推定値としてプローブデータの位置を確定する．以後，プローブデータが観測されるたびに計算を繰り返し，プローブデータの観測点を補正していくことができる．

（2）運動モデル

パーティクルフィルタでは，推定対象の動作特性をモデル化したもので，モデルの精度を左右するものである．

長坂ら[3)]は，アクティブRFIDタグを利用した移動体のリアルタイム位置推定にパーティクルフィルタを用いたアルゴリズムを考案している．この研究では，歩行者の行動は，運動モデルの予想が困難であるため，運動モデルにランダムウォークを仮定し，拡散項に過去の移動状況を学習させる運動モデルを提案している．しかし，本研究では移動手段として自動車での移動を対象とするため，運動モデルに移動を考慮したうえで，速度が低下している交差点近傍で位置補正を行う際，誤差項が小さくなるように定式化を行った．現時刻tにおけるi番目のパーティクルの状態ベクトル x_t の運動モデル式（3）を以下に示す．

$$x_t^i=\begin{bmatrix}a_t\\b_t\\Va_t\\Vb_t\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}a_{t-1}\\b_{t-1}\\0\\0\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}\alpha\cdot Va_{t-1}\cdot\varepsilon\\\alpha\cdot Vb_{t-1}\cdot\varepsilon\\\beta\cdot\xi\\\beta\cdot\xi\end{bmatrix} \tag{3}$$

(a,b)は２次元平面座標，(Va,Vb)は速度を表す．
α，βは分散の大きさを表すパラメータであり，
$\varepsilon\sim N(1,\sigma^2)$，$\xi\sim N(0,\sigma^2)$は正規乱数をあらわしている．

（3）重み付け

重み付けは，観測モデルを用い，パーティクルの重みを評価する。観測モデルは，あらかじめ状態空間内で観測される値の分布状況を測定し，これを学習データとしてモデル化したものである。観測モデルでは，現時刻における観測値と，パーティクルが示す状態量を入力する。入力した状態量において，入力した観測値が観測される確率密度を求める。この確率密度から，そのパーティクルが示す状態量における移動体の存在尤度を決定し，重みに反映する。

本研究では薄井ら[4)]と同様に，各パーティクルから現時刻 t における観測値 y_t までの距離の逆数を尤度とした．

さらに，鈴木ら[5)]の研究のように自動車の移動空間との距離も考慮したうえで統合した尤度を設定することも可能であるが，尤度の２次元空間上でのゆがみが大きくなり安定性を確保した結果を得ることができなかったため本論文では導入しなかった．

表1　調査概要

調査時期	調査主体:国土交通省 第1期:平成19年11月12日～11月25日 第2期:平成19年12月10日～12月23日 第3期:平成20年 1月14日～　1月11日 調査主体:松山市 第1期:平成19年10月27日～12月9日 第2期:平成19年12月15日～平成20年2月3日
調査対象	18歳以上で松山都市圏に居住し、調査モニターの募集に応募された方
調査項目	年齢・性別・移動履歴(時刻、緯度、経度)
被験者数	713名(国土交通省508名、松山市205名)

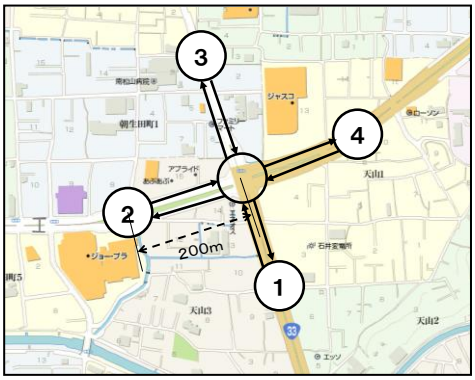

図3　天山交差点の周辺図とネットワークの設定

3．プローブパーソン調査結果への適用

前提案したパーティクルフィルタによる位置補正を用いて松山でのプローブパーソン調査結果への適用を行った．

（1）データ概要

使用したデータは，国土交通省，松山市が調査主体となり，平成19年10月から平成20年2月の5度にわたって実施されたプローブパーソン調査である．表１にその調査概要について示す．プローブパーソン調査はGPS機能付きの携帯電話を被験者が所持し，移動履歴を取得する形で実施されている．プローブパーソン調査のサンプル数はパーソントリップ調査と比較して少ないが，より詳細な分析が可能となっている．

本研究ではそのうち自動車トリップかつ松山都市圏で最も交通量の多い交差点である天山交差点（天山交差点を発着点としたものはのぞく）を経由したトリップを対象として分析を行うこととした．

（2）分析対象およびその視点

今回対象とする交差点は，天山交差点のみとする．図３に天山交差点の概要を示す．天山交差点は，国道33号（松山道の松山ICと接続）と松山環状線の交差点で松山では最も交通量が多い交差点のひとつである。朝夕ピークや休日の日中には頻繁に渋滞が発生している．

分析結果について，停止時間，停止位置，通過時間を指標として整理するため，道路ネットワークを作成し，

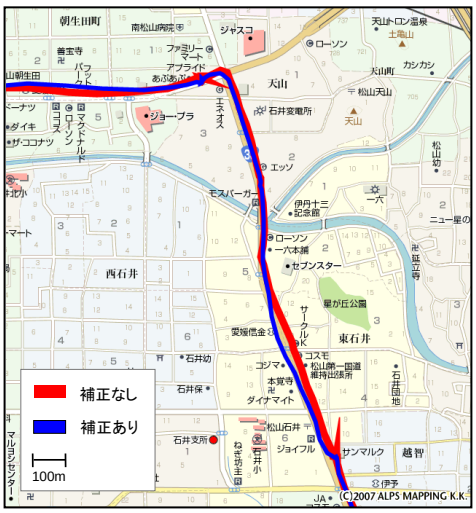

図4 パーティクルフィルタによる補正結果の例

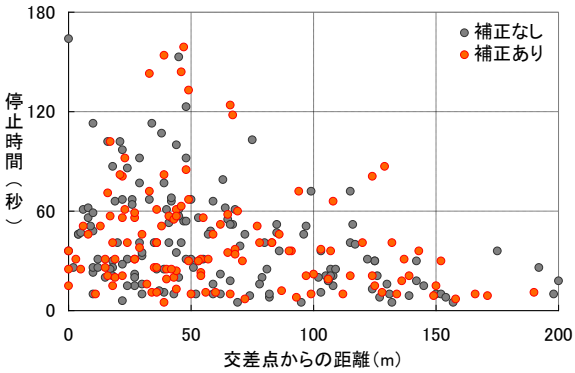

図5 停止位置と停車時間の関係(補正の有無による比較)

表２　各指標の平均値の比較

	停止時間(s)	停止位置(m)	通過時間(s)	サンプル数
補正なし	106	42.7	41.5	1,461
補正あり	115	39.5	44.7	1,428

マップマッチングを行えるようにした．道路ネットワークは天山交差点を中心に東西方向（②-④），南北方向（①-③）それぞれ200mの5ノード，8リンクとした．停止の判定については，速度が10km/h以下になった場合に停止と判断し．停止位置は10km/hで連続的に観測された（補正された）点の座標平均を計算し，その結果をマッチングすることで停止位置を決定した．さらに，停車時間は，10km/h以下になったときから10km/h以上になるまでの継続時間で，もっと長いものとした．最後に通過時間は，①～④の各ノードを出発点とし，天山交差点を通過して①～④の各ノードに到着するまでの経路旅行時間を通過時間として分析を行っている．

（3）分析結果

①位置補正による効果検証

まず，パーティクルフィルタによる位置補正の効果検証を行う．図４に示す．これを見ると交差点部での座標のばらつきが小さくなっていることがわかる．

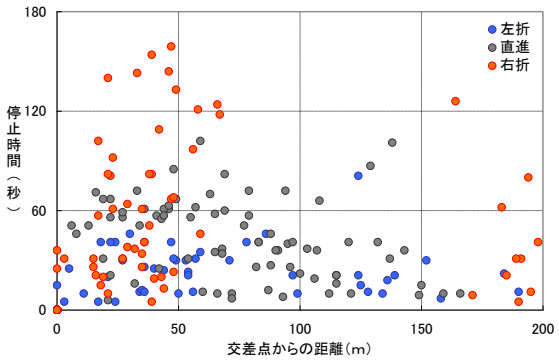

図６　経路別の停止位置と停車時間の関係(①からの流入)

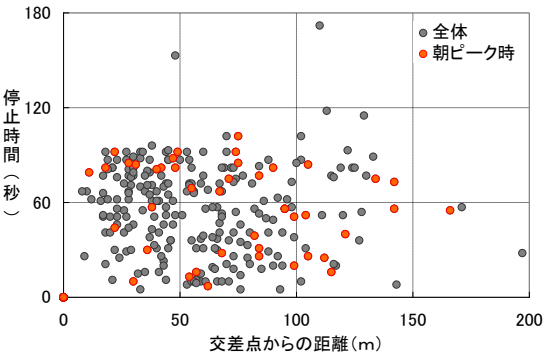

図７　時間帯別の停止位置と停車時間の関係
(経路④から②)

つぎに，図５と，表２より位置補正前後での違いを比較すると，補正することにより停止時間が長くなっていることがわかる．これは パーティクルフィルタを用いることで滞在中の誤差を小さくしたことによる精度向上の結果と考えられる．また，停止位置を平均すると補正後の方が，交差点の前方よりに移動していることがわかった．これについては，シミュレーション結果を用いた停止位置と停車時間の関係と比較し，精度検証を行う必要があると考えられる．

②経路による比較

これからの分析については補正ありの場合のみを用いておこなう．図６は，天山交差点に①から流入し，天山交差点を通過するまでに途中停車した車両の停止位置と停車時間の関係図である．右折車両については，交差点から 60 m付近までに集中している．これにより右折レーンが少なくとも 60 mはあることが推測される．それに対して，１度停止すると左折/直進と比較して停止時間が長いことから，青時間が短いもしくは，対抗直進車両による右折信号時のみということが推察される．さらに，交差点からの距離が短い割に交通量が多いことから車線数が複数あることも推察される．さらに，左折と直進を比較すると直進の停止時間の方が比較的大きな値を示していることから，左折と直進で青時間が異なり左折専用レーンが設置されていると考えられる．

③時間帯による比較

図７は，天山交差点に④から流入し，②から流出する車両の朝ピーク（平日７時～９時）とそれ以外の時間帯の停止位置と停車時間の関係図である．天山交差点からの距離が５０m以内での停止時間を比較すると，朝ピーク時の方が停止時間が長い．これは，１サイクル中に車両がさばききれていないため，前方部での停止時間が長くなっているかもしくは交差点でのサイクル長が渋滞していない時間帯よりも長くなることで，停止時間の平均が長くなっているものと考えられる．

４．おわりに

パーティクルフィルタを用いた位置補正により，短時間で停止時間の補正が可能になった．また，経路別や時間帯別の停止位置と停車時間，通過時間の関係が異なることから信号現示のスプリットやサイクル長，道路ネットワークのレーン数や右折レーン長について自動作成の可能性について示した．

今後は，停止位置，停止時間といった位置補正されたプローブ調査結果とミクロシミュレーションモデルによる軌跡データを比較し，空間データに関するパラメータを自動作成できる仕組みにしていきたい．

謝辞：なお本研究を実施するにあたって文部科学省科研費基盤A「プローブ技術を援用したデータフュージョン理論による総合的交通行動調査の高度化　(代表：羽藤英二）」の協力を受けた．ここに感謝の意を表す．

参考文献

1) 越智大介，山田孝太郎，三谷卓摩，羽藤英二：データ志向な統合型マイクロシミュレーションの開発，土木計画学研究・講演集，vol.40，CD-ROM，2009.(投稿中)
2) Michael Isard，Andrew Blake：Condensation-conditional density propagation for visual tracking，International Journal of Computer Vision，Vol.29，No.1，pp.5-28，1998.
3) 長坂康史，金子尚人：アクティブRFID技術を用いた移動体位置推定アルゴリズムに関する研究，広島工業大学紀要研究編，第43巻，pp299-304，2009.
4) 薄井智貴，三輪富生，山本俊行，森川高行：歩行者プローブデータ多面的活用のためのデータクリーニング手法に関する研究，土木計画学研究・講演集，vol.39，CD-ROM，2009.
5) 鈴木達也，岩崎慎介，小林貴訓，佐藤洋一，杉本晃宏：環境モデルの導入による人物追跡の安定化(顔・身体動作認識，電子情報通信学会論文誌，J88-D-II(8)，pp1592-1600，2005.