Ｄ－３１　　平成23年度　土木学会北海道支部　論文報告集　第68号

パラメータ推定のためのデュアルフィルタの設計と動的交通流推定への適用に関する考察

Design of Dual Filtering Framework for Parameter Estimation and its Application to Dynamic Traffic Flow Estimation

北海道大学大学院工学院　　○学生員　小林　剛（Takashi Kobayashi）
北海道大学大学院工学研究院　　正　員　中辻　隆（Takashi Nakatsuji）

1. はじめに

ノイズを含むモデルを用いて、状態変量の推定を行う際、カルマンフィルタに代表されるような、観測変量による補正を加えたフィードバック推定が有効である。さらに、モデル内に事前設定の難しい未知のパラメータが含まれている場合や、ノイズの分散値が大きく状態推定に困難が生じる場合は、このパラメータ値やノイズの分散値にもフィードバックをかけることができる。

このように、パラメータ値を状態変量と同時に推定していく際には、デュアルフィルタなる方法論が有効であると考えられる。

本稿では、まずフィードバック推定法の代表例、拡張カルマンフィルタ、Unscented カルマンフィルタ、パーティクルフィルタの手法論とその特色について述べ、モデル内にパラメータ推定およびノイズの分散推定を内在したデュアルフィルタについて提案する（第2章）。次に、ケーススタディとして解析関数を用いての出力例と、それに関する考察を述べる（第3章）。さらに、この結果を元に、マクロ交通流モデルに適用するためのモデリングについて述べる（第4章）。最後に、まとめと今後の課題・展開について述べる（第5章）。

2. フィードバック推定法

2-1. 状態空間モデル

フィードバック推定を行う際には、状態空間モデルとして、状態方程式（式(1)）と観測方程式（式(2)）を設定する。

状態方程式：$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_k$　　…(1)

観測方程式：$\mathbf{y}_k = \mathbf{g}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k$　　…(2)

$\mathbf{f}$(*)は非線形状態遷移行列関数であり、時刻 k から時刻 k+1 への状態変量$\mathbf{x}_k$の時間変動を表す。$\mathbf{g}$(*)は非線形観測行列関数であり、$\mathbf{x}_k$ と観測変量 $\mathbf{y}_k$ の関係を表す。これらは、交通状態の推定においては、通常マクロ交通流モデルで表される事が多い。また、$\mathbf{v}_k$ は時間変化に関する誤差行列、$\mathbf{w}_k$ は観測誤差行列である。

2-2. 拡張カルマンフィルタ（EKF）

フィードバック推定法の代表例は、カルマンフィルタ[1]（Kalman Filter: KF）である。KF は 1960 年代に提唱された方法論であり、コンピュータが発達する以前から一般的となってきた。しかし、KF は線形事象しか取り扱うことができないという点で制限が強く、実際に発生する非線形の諸事象に対応するため、改良が数多く行われてきている。その例としては、まず拡張カルマンフィルタ[2]（Extended Kalman Filter: EKF）が挙げられる。EKF では、状態方程式と観測方程式の両式にテイラー展開による一次近似を行い、非線形事象を線形化して計算を行う。

$$\mathbf{x}_k \cong \mathbf{A}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{p}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad \cdots(3)$$

$$\mathbf{y}_k \cong \mathbf{C}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{q}_k + \mathbf{w}_k \quad \cdots(4)$$

$$\mathbf{A}_k = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \qquad \mathbf{C}_k = \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{x}} \quad \cdots(5)$$

なお、$\mathbf{p}_k$ と $\mathbf{q}_k$ は定数項である。

ここで、線形制限のあった KF を適用する場合、モデルによって予測される状態変量 $\mathbf{x}_k$ と観測変量 $\mathbf{y}_k$ の予測値を式(6)および式(7)のように表すならば、状態変量は式(8)に従って補正が行われ、推定値が算出される。

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}) + \mathbf{v}_k \quad \cdots(6)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{g}(\tilde{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{w}_k \quad \cdots(7)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k(\mathbf{y}_k - \tilde{\mathbf{y}}_k) \quad \cdots(8)$$

$\mathbf{K}$ はカルマンゲインとよばれ、式(9)から式(13)によって導かれる。

$$\mathbf{M}_k^{xx} = \mathbf{A}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{V}_{k-1} \quad \cdots(9)$$

$$\mathbf{M}_k^{xy} = \mathbf{M}_k^{xx}\mathbf{C}_k^T \quad \cdots(10)$$

$$\mathbf{M}_k^{yy} = \mathbf{C}_k\mathbf{M}_k^{xx}\mathbf{C}_k^T + \mathbf{W}_k \quad \cdots(11)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{M}_k^{xy}(\mathbf{M}_k^{yy})^{-1} \quad \cdots(12)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{M}_k^{xx} - \mathbf{K}_k\mathbf{C}_k\mathbf{M}_k^{xx} \quad \cdots(13)$$

$\mathbf{V}_k$ および $\mathbf{W}_k$ は、誤差項であった $\mathbf{v}_k$ および $\mathbf{w}_k$ の共分散行列であり、$\mathbf{M}_k$ および $\mathbf{P}_k$ はそれぞれ状態変量の予測値 $\tilde{\mathbf{x}}_k$ と推定値 $\hat{\mathbf{x}}_k$ の誤差の共分散行列を表している。このフィードバック推定法による推定フローを図 2-1 に示す。

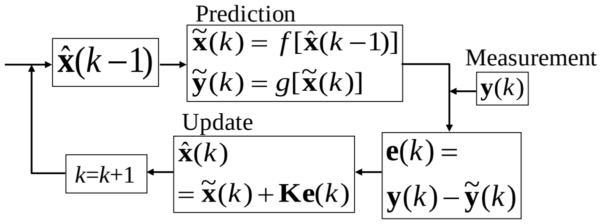


図 2-1　フィルタによるフィードバック推定法

2-3. Unscented カルマンフィルタ（UKF）

EKF については、主に二つの問題点が指摘されている。

(1)　非線形性の強い現象においては誤差が大きくなる。

(2)　微分演算が不可能なシステムへの導入は難しい。

EKF に代わるフィードバック推定法の一つとして挙げられるのが、Unscented カルマンフィルタ[2) 3)]（UKF: Unscented Kalman Filter）である。UKF では微分演算を

必要とせず、複雑なモデル構造への導入が可能となっている。

N 次元の状態変量 $\mathbf{x}$ の平均値（つまり、推定された値）を$\hat{\mathbf{x}}_k$とすれば、先程と同様$\hat{\mathbf{x}}_k$の誤差の共分散行列を $\mathbf{P}_k$ とする。この $\mathbf{P}_k$ をコレスキー分解し、下三角行列の i 列番目の平方根を $\boldsymbol{\sigma}_i$ としたとき、以下のように、シグマポイントとよばれるサンプル点を発生させる。

$$\boldsymbol{\sigma}_{i,P} = \left(\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{P}_k}\right)_i \quad \cdots(14)$$

$$\hat{\Phi}_{0,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_0 \quad \cdots(15)$$

$$\hat{\Phi}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \boldsymbol{\sigma}_{i,P} \ \ (i = 1,\cdots,N) \quad \cdots(16)$$

$$\hat{\Phi}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - \boldsymbol{\sigma}_{i-N,P} \ \ (i = N+1,\cdots,2N) \quad \cdots(17)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_k = \mathbf{f}\left(\hat{\boldsymbol{\Phi}}_{k-1}\right) \quad \cdots(18)$$

なお、λ はスケーリングパラメータであり、この変換をUnscented 変換（UT: Unscented Transform）と定義する。

UKF においては、この UT によって算出されたシグマベクトル$\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_k$を用いて、$\tilde{\mathbf{x}}_k$と$\mathbf{M}_k^{xx}$を統計的に算出することができる。

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \textstyle\sum_{i=0}^{2n} h_i\, \tilde{\Phi}_k \quad \cdots(19)$$

$$\mathbf{M}_k^{xx} = \textstyle\sum_{i=0}^{2n} h_i [\,\tilde{\Phi}_{i,k} - \tilde{\mathbf{x}}_k][\tilde{\Phi}_{i,k} - \tilde{\mathbf{x}}_k]^T + \mathbf{V}_{k-1} \cdots(20)$$

なお、h_iはあらかじめ決められた重み定数である。

同じ要領でシグマベクトル$\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_k$と$\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_k$を定義して、$\tilde{\mathbf{y}}_k$、$\mathbf{M}_k^{yy}$、$\mathbf{M}_k^{xy}$を算出することができる。

$$\boldsymbol{\sigma}_{i,M} = \left(\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{M}_k}\right)_i \quad \cdots(21)$$

$$\tilde{\Omega}_{0,\mathrm{k}} = \tilde{\mathbf{x}}_0 \quad \cdots(22)$$

$$\tilde{\Omega}_{i,k} = \tilde{\mathbf{x}}_k + \boldsymbol{\sigma}_{i,M} \ \ (i = 1,\cdots,N) \quad \cdots(23)$$

$$\tilde{\Omega}_{i,k} = \tilde{\mathbf{x}}_k - \boldsymbol{\sigma}_{i-N,M} \ \ (i = N+1,\cdots,2N) \quad \cdots(24)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_k = \mathbf{g}(\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_k) \quad \cdots(25)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \textstyle\sum_{i=0}^{2n} h_i\, \tilde{\Psi}_k \quad \cdots(26)$$

$$\mathbf{M}_k^{yy} = \textstyle\sum_{i=0}^{2n} h_i [\,\tilde{\Psi}_{i,k} - \tilde{\mathbf{y}}_k][\tilde{\Psi}_{i,k} - \tilde{\mathbf{y}}_k]^T + \mathbf{W}_k \quad \cdots(27)$$

$$\mathbf{M}_k^{xy} = \textstyle\sum_{i=0}^{2n} h_i [\,\tilde{\Phi}_{i,k} - \tilde{\mathbf{x}}_k][\tilde{\Psi}_{i,k} - \tilde{\mathbf{y}}_k]^T \quad \cdots(28)$$

これにより、式(12)からカルマンゲイン $\mathbf{K}$ が算出され、式(8)により、状態変量は$\hat{\mathbf{x}}_k$に更新される。また、式(13)は以下のように書き換えることができる。

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{M}_k^{xx} - \mathbf{K}_k \mathbf{M}_k^{yy} \mathbf{K}_k^T \quad \cdots(29)$$

以上のフローをまとめて、図 2-2 に示す。

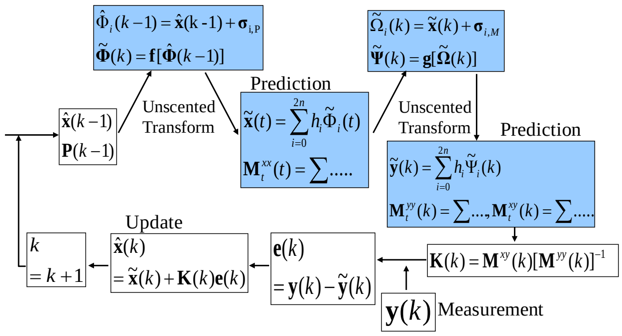


図 2-2　Unscented カルマンフィルタ

UKF における利点としては、微分演算以外に以下のような点が挙げられる。

(1) 式(29)により、観測変量が与えられるたびに過去の影響が誤差に反映される。よって、データの蓄積の必要性がない。

(2) 精度は EKF より増すことに加え、計算負荷は EKF と大差ない。

(3) 状態方程式と観測方程式は、明確な式である必要がない。例えば、近藤ら [3]は観測方程式を市販交通シミュレータ Aimsun に設定している。

2-4. パーティクルフィルタ（PF）

パーティクルフィルタ [4]（PF: Particle Filter）も UKF と同様、EKF で問題とされていた微分演算を克服する手段として用いられる。

PF では、モンテカルロ法によって、ある確率分布に従う状態の確率標本(パーティクル)を発生させ、その状態に依存している新たな観測変量を用いてベイズ的に更新していく、ベイジアンフィルタ・システムである。

時刻 k までの観測変量の集合を $\mathbf{Y}_k=\{\mathbf{y}_1,\cdots,\mathbf{y}_k\}$とすれば、$\hat{\mathbf{x}}_k$は事後確率分布 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_k)$を用いて次のように表される。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = E(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_k) = \int \mathbf{x}_k p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_k) d\mathbf{x}_k \quad \cdots(30)$$

このとき、$\mathbf{Y}_k$から $\mathbf{x}_k$の事後確率 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_k)$を直接推定することは困難であるため、ベイズの定理を用いて次のように導かれる。

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_k) = \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{Y}_{k-1})} \quad \cdots(31)$$

これまでと同様に状態空間モデルの中であれば、$p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)$は、観測方程式から与えられる。また、$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_{k-1})$は、時刻$k$における事前確率であり、次のようにあらわされる。

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Y}_{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{Y}_{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \cdots(32)$$

$p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{Y}_{k-1})$は時刻$k$-1における事後確率である。また、$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$は時刻$k$-1から時刻$k$への状態推移確率であり、状態方程式から与えられる。

このベイジアンフィルタを用いて、PF では多数の確率標本によって近似を行う。具体的な手順は以下のとおりとなる。

いまタイムステップをk=0,1,2,⋯とすれば、

1. イニシャルサンプリング
   サンプル$\mathbf{x}_0^i$を初期分布$p(\mathbf{x}_0)$から生成する。（$i = 1,\cdots,N$）
2. 予測サンプルの生成
   状態方程式によって時刻k-1のサンプル$\mathbf{x}_{k-1}^i$を推移させ、予測サンプルを生成する。
   $$\tilde{\mathbf{x}}_k^i = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^i) + \mathbf{v}_k^i \quad \cdots(33)$$
3. サンプルの重度計算
   次の式に従い、サンプルに重み付けする。
   $$\widetilde{W}_k^i = p(\mathbf{y}_k|\tilde{\mathbf{x}}_k^i) \quad \cdots(34)$$
   $p(\mathbf{y}_k|\tilde{\mathbf{x}}_k^i)$は、観測方程式によって推定する。
4. ノーマライズ
   計算された重度は、すべてノーマライズしておく。
   $$\widehat{W}_k^i = \frac{\widetilde{W}_k^i}{\sum_{j=1}^N \widetilde{W}_k^j} \quad \cdots(35)$$
5. リサンプリングによる更新
   サンプル集合$\{\tilde{\mathbf{x}}_k^i\}$から重度$\widehat{W}_k^i$に比例する割合で$N$個の新しいサンプル$\hat{\mathbf{x}}_k^i$を生成する。
6. 繰り返し計算
   2～6のステップを繰り返す。

ある時刻kにおける$\hat{\mathbf{x}}_k$は、次のように重度付き平均によって、期待値として求めることができる。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = E(\mathbf{x}_k) \approx \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\hat{\mathbf{x}}_k^i = \sum_{i=1}^{N}\widehat{W}_k^i\tilde{\mathbf{x}}_k^i \qquad \cdots(36)$$

UKFとPFを比較した時、精度面ではPFが若干有利となり、計算速度面ではUKFが有利となることが一般的に知られている。

2-5. デュアルフィルタ（DF）

状態空間モデル内に、未知のパラメータ $\mathbf{u}$ が組み込まれている場合について考える。この時、式(1)は次のように変換される。

$$\text{状態方程式}：\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}) + \mathbf{v}_k \qquad \cdots(37)$$

多くの場合、$\mathbf{u}$ は推定を始める前に事前設定を行い、固定値とてシステムは組まれる。しかし、非線形性の強いモデルや、モデル内のノイズが高い場合は事前設定が難しく、ひとたび誤った値を与えてしまえば、その後の推定精度に重大な影響を及ぼしかねない。

デュアルフィルタ[5]（DF: Dual Filter）は、状態変量を推定するフィルタと平行して、もう一つパラメータを推定するフィルタを組むことで、状態変量の推定精度を増すためのシステムである。

パラメータ推定を組み込むにあたり、式(6)および式(7)は以下の二式に更新される。

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \hat{\mathbf{u}}_{k-1}) + \mathbf{v}_k^{state} \qquad \cdots(38)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{g}(\tilde{\mathbf{x}}_k, \hat{\mathbf{u}}_{k-1}) + \mathbf{w}_k \qquad \cdots(39)$$

また、パラメータ推定における状態空間モデルは次のように示される。

$$\tilde{\mathbf{u}}_k = \hat{\mathbf{u}}_{k-1} + \mathbf{v}_k^{parameter} \qquad \cdots(40)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_k, \hat{\mathbf{u}}_k) + \mathbf{w}_k \qquad \cdots(41)$$

このように、相互作用を持ちながら時間推移していくことができる。

本稿では状態推定に PF を用いて、パラメータ推定では EKF または UKF を用いるデュアルフィルタ（DF-EKF or UKF: Dual Filter with EKF or UKF）について提案を行う。これは、状態推定が複雑なモデル構造を取ることが多いのに対し、パラメータ推定については比較的シンプルな構造を取るためで、精度とスピードに考慮したフィルタシステムといえる。

3. 解析関数を用いた推定例

3-1. パラメータ推定

出力例の一つとして、以下で与えられる解析関数[6][7]を式(38)から式(41)に適用して分析を行う。状態遷移関数 $f(*)$には、未知のパラメータ u が設定されている。

$$f(x_k, u_k) = 0.5x_k + 25\frac{x_k}{1+x_k^2} + 8\cos(1.2k) + u_k \cdots(42)$$

$$g(x_k) = \frac{1}{20}x_k^2 \qquad \cdots(43)$$

$\mathbf{v}_k$と$\mathbf{w}_k$ はそれぞれ、$N(0,\sigma_v^2)$および$N(0,\sigma_w^2)$で与えられる正規分布に従うが、はじめに$\sigma_v^2 = 1.0$、$\sigma_w^2 = 10.0$、さらに$u = 5.0$として観測データを作成する。

その後、ノイズの設定はそのままにして、”未知”のパラメータ u にある初期値を与え、デュアルフィルタにかけ、その精度を比較する。

PF 部におけるサンプル数（パーティクル数）を 100 個、パラメータに与える初期値 u_0 を 15.0 に設定して、

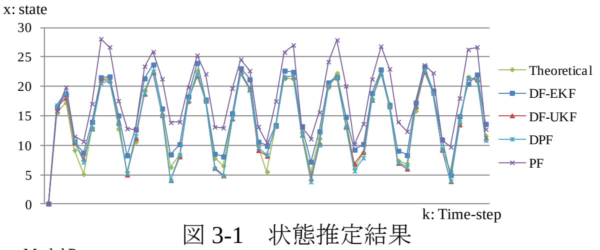


図 3-1　状態推定結果

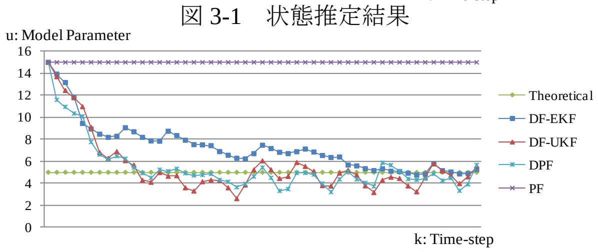
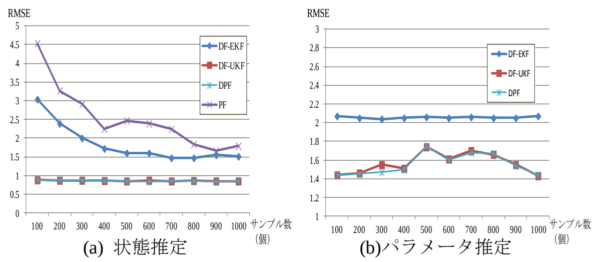


図 3-2　パラメータ推定結果

パラメータ値を固定した PF、パラメータ値の推定される DF-EKF および DF-UKF、さらに DPF も加えて四種類について比較を行った。状態推定の結果を図 3-1 に、パラメータ推定の結果を図 3-2 に示す。パラメータ値を固定した場合よりも、デュアル推定を行った場合はより精確に状態推定が成された。また、パラメータ推定については、EKF の方がより真の値に収束した。UKF の方は、より速く収束が完了したが、小刻みな変動が続く結果となった。DPF は、UKF とほぼ同様の傾向を示した。

精度の程度を調べるため、状態推定およびパラメータ推定の RMSE について見る。図 3-3 は、PF におけるサンプル数と RMSE の関係である。



(a) 状態推定　　(b)パラメータ推定

図 3-3　サンプル数と RMSE

状態推定、パラメータ推定のすべての状況において DF-UKF および DPF の精度が良い結果となった。

状態推定については、DF-UKF はサンプル数が少ない状態でも良い結果が得られた。PF、DF-EKF はサンプル数が増えるほど精度は増したが、DF-UKF および DPF を超える結果とはならなかった。パラメータ推定については、ほぼサンプル数に影響を受けなかった。

今後は、計算速度について比較する必要性がある。

3-2. システムノイズの分散推定

モデル内の未知のパラメータの一つに、システムノイズの分散があげられる。ノイズを伴う不完全なモデルを取り扱うことから、状態推移を表現するシステムノイズにおいては、事前に定量化して設定することが特に難しく、かつシステムに深刻な影響を及ぼすことが知られている。

分散推定について、状態方程式におけるシステムノイズの分散値σ_v^2を、DPF を用いて出力した例を図 3-4 に示す。サンプル数は 500 個とし、タイムステップは 100

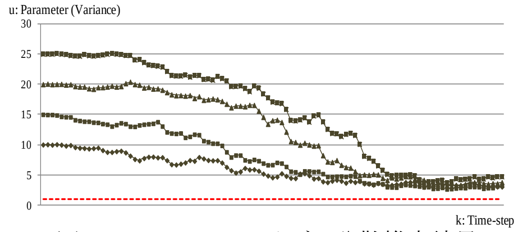


図 3-4　システムノイズの分散推定結果

回とした。システムノイズを 1.0 に設定して観測データを作成、また観測ノイズについては、先ほどのパラメータ推定と同様に設定した。初期値をどのように与えても分散値はやがて一定の値に収束していくことがわかる。パラメータ推定と違う点は、まず収束速度が遅い点があげられる。これは、パラメータ推定に比べて、分散値がサンプルの精度に与える影響が弱いことがあげられ、改善の余地がある。また、システムノイズの”真の値”である 1.0 ではなく、1.0 よりやや大きい値に収束していることもわかる。今後、考察が必要である。

また、DF への導入は、観測方程式の記述に不明点が残されており、今後の課題である。

4. マクロ交通流モデルへの適用

4-1. マクロ交通流モデル

これまで解析関数で行なってきたモデリングを、マクロ交通流モデルに適用することを考える。主な先行研究として、Anburuvel ら [8)]による OD 行列の動的推定、Pueboobpaphan ら [2)]による交通密度を代表とする交通状態の動的推定があげられる。

直接観測することの難しい、交通密度などの交通状態を推定する際、初歩的なマクロ交通流モデルとして First-Order Model がある。その例としては Daganzo[9)]による CTM が挙げられる。対象とする路線をいくつかのセグメントに分けるとき、CTM では以下の二式によって、セグメント内の交通密度 ρ、空間平均速度 v を表す。

$$\rho_j^{t+1} = \rho_j^t + \frac{\Delta t}{\Delta L_j}(q_{j-1}^t - q_j^t + r_j^t - s_j^t) \qquad \cdots(44)$$

$$v_j^t = V_e(\rho_j^t) \qquad \cdots(45)$$

なお、j は対象とするセグメント番号、Δt はシミュレーションのタイムインターバル、ΔL はセグメントの延長(km)、r は流入台数(veh/hr)、s は流出台数(veh/hr)を表す（図 4-1 参照）。また、V_e(*)は k-v 曲線で表される。

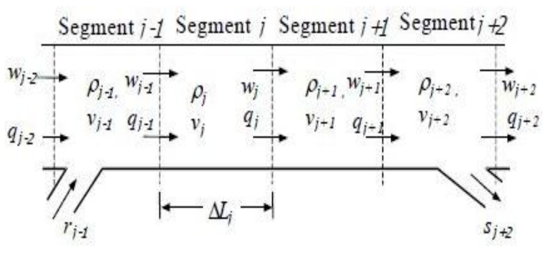


図 4-1　マクロシミュレーション概要図

これと同時に、セグメントの境界部に複数台設置された車両感知器から、地点速度データ w が一定間隔で得られるとするならば、地点速度の観測データと、式(45)による空間平均速度の予測値は、パラメータ α を用いて次のような関係で表される。

$$w_j^t = \alpha \cdot v_j^t + (1-\alpha) \cdot v_{j+1}^t \qquad \cdots(46)$$

式(44)から式(46)を状態空間モデルに当てはめることで、フィードバック推定が可能となる。ここでは、観測データと予測値の関係に速度を用いているが、感知器から得られる車両カウントを用いることもできる。しかし、路線のおかれる環境によっては、車両台数が大きく変わることもあり、速度データのほうが、分散が少なく、この場では適性とも考えられる。

4-2. パラメータ推定、ノイズの分散推定

未知のパラメータとしては、解析関数で取り上げたノイズの分散もそうであるが、式(46)にあるパラメータ α が挙げられる。このパラメータは、上流と下流からの影響をスケーリングするものであるが、事前設定は容易ではない。

5. おわりに

本稿では、状態空間モデル内に未知のパラメータが内在した場合のデュアルフィルタの設計について述べ、ケーススタディとして解析関数を用いて、システム有効性を示した。また、システムをマクロ交通流モデルに適用するためのモデリングについて示した。

今後の課題としては、計算速度の比較、ノイズの分散推定における精度向上、DF の導入、さらに交通流実データを用いた場合の検証が必要である。

参考文献

1) Z. Chen: Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters and Beyond, 2003 http://soma.crl.mcmaster.ca/~zhechen/homepage.htm
2) R. Pueboobpaphan et al.: Unscented Kalman Filter-Based Real-Time Traffic State Estimation, Transportation Research Board 86th Annual Meeting, CD-ROM, 2007
3) 近藤健佑ら：交通流シミュレータの API 機能を用いたモデルパラメータの較正と動的 OD 推定に関する研究、土木計画学研究・講演集、vol.44、2011
4) 小林剛ら：パーティクルフィルタの設計と交通流への適用に関する考察、土木計画学研究・講演集、vol.42、2010
5) S. Haykin: Kalman Filtering and Neural Networks, Wiley-Interscience, Chapter5, pp.123-173, 2001
6) F. Pengpai et al.: Particle Filter-Weight Estimation and Dual Particle Filter, Intelligent Systems and Applications (ISA), pp.1-4, 2009
7) M. Lei et al.: A Variable Sample Size Particle Filter, *P*roc. of IEEE International Conf. on Automation and Logistics, pp.520-526, 2008
8) A. Anburuvel et al.: A Comprehensive Approach for Data Scarcity Problem in Real-Time OD Matrix Estimation, 2011
9) C. F. Daganzo: The Cell Transmission Model: A Dynamic representation of Highway Traffic Consistent with the Hydrodynamic Theory, Transportation Research, vol.28B No.4, pp 269-287, 1994