平成18年度　土木学会北海道支部　論文報告集　第63号

交通状態のフィードバック推定法における新たな展開

A New Horizon in Estimation Methods of Traffic Flow States Based on Feedback Concept

北海道大学大学院工学研究科　○正　員　中辻　隆(Takashi Nakatsuji)
Burapa University(Thailand)　正　員 Rattaphol PUEBOOBPAPHAN

1.　背景

交通渋滞時において、精度の高い交通状態の推定や予測を行うことが最も肝要である。そのためには、交通需要（ＯＤ交通量）の動的変動を把握するとともにその交通需要に対する交通状態（交通密度）の変動を正確に推定する必要がある。さらに交通状態の推定と予測は交通シミュレーションモデルを用いて行うのが一般的であるが交通状態に依存したパラメータもありその際にはその同定も考慮する必要がある。

車両感知器データやＩＴＶデータ、あるいは近年普及が著しいＥＴＣデータなどのプローブ車データなどの計測データをリアルタイムに利用して、これら交通需要や交通状態の推定、あるいはモデルパラメータの同定をオンラインで行う手法はフィードバック推定法と呼ばれている（図-1)。交通需要、交通状態、およびモデルパラメータの３者は相互に依存しているので、これらを推定する場合には同時推定することが望ましいが、一般的には未知変量の総量が計測データのもつ情報量に比べて膨大であるため、個別的、さらにはオフラインベースでの推定や同定が行われてきている現状にある。

車両感知器データなどの計測データから間接的に動的なＯＤ交通量（交通需要）を推定する試みは四半世紀以上にもわたって多くの研究が行われているが実用的な推定手法は確立するに至っていない。一方、交通状態の推定においても、直接計測することが困難である交通密度などの交通変量を比較的計測な容易な車両感知器データ等を用いて間接的に推定しようとするフィードバック推定法は 1970 年代に提案されて以来多くの改良と派生的なモデルの提案が行われてきているが、拡張カルマンフィルターを適用する際の線形近似とその際の微分演算によって推定精度の劣化が生じていた。

カルマンフィルター技法（ＫＦＴ）は、交通密度やＯＤ旅行時間など直接計測が困難な交通変量を、それらと密接な関連を有している車両感知器データあるいはプローブ車データから間接的に推定する用法として用いられている。特に、マクロ交通流モデルをＫＦＴの状態方程式として採用した手法においては、その構成要素であるマクロ交通流モデルとＫＦＴに関して、1990 年代以後モデルの定式化に関わる論争や新たなモデル化の展開が行われている。また、プローブ車データなど新たな形態の計測データも利用可能になっており、フィードバック推定手法の大きな発展が期待されている。特に、９０年代末に提案された Unscented カルマンフィルター手法は、明示的に表現された状態方程式や観測方程式なしにカルマンフィルターの適用を可能とした。すなわち、ＯＤ推定においてはＯＤ交通量と計測変量の関係を記述するために実際的な交通シミュレーションモデルを組み込むことが可能となった。また交通状態推定においても、非線形カルマンフィルターのテイラー展開において２次項までの精度を保証するだけでなく、微分演算なしにカルマンゲインを求めることができるようになった。こうしたＵＫＦ法の特性はフィードバック推定法における従来の課題を打破するものと期待されている。

本稿においては、Daganzo らによる高次モデル批判とその後の新たに提案されたマクロモデル、あるいは非線形カルマンフィルターの限界を巧妙な変換で克服して Taylor 展開の２次項までの近似を可能とした Unscented カルマンフィルター、さらには交通流推定におけるフィードバック手法に関する近年の動向について紹介するとともに Unscented カルマンフィルターを用いた数値解析例について報告する。

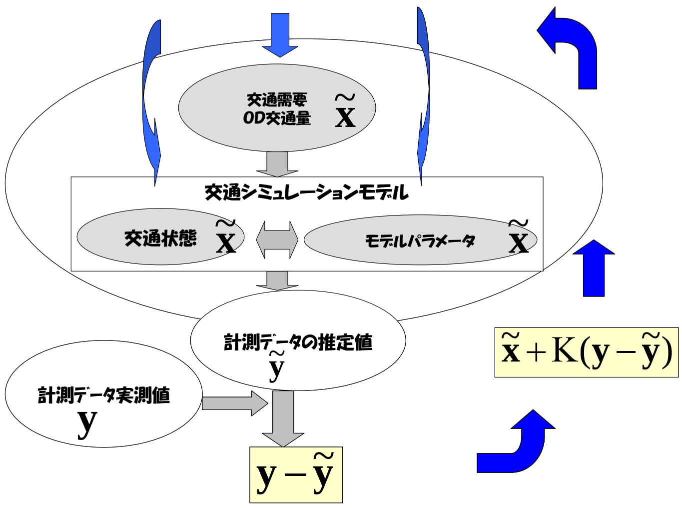


図-1　交通流のフィードバック推定法の概念

2.　研究の系譜

2.1 マクロ交通流モデル

大きな道路網における迂回制御問題を取り扱う場合には、個々の車両挙動を記述したミクロモデルでは演算効率だけでなく推定精度の信頼性に課題がることから、交通流を流体として表現したマクロ交通流モデルを用いるのが良いとされている。

時刻 t 、位置 x における密度 ρ 、交通量 q、速度を v とする時、これら３つの交通変量を連続式

$$\frac{\partial \rho}{\partial t}+\frac{\partial q}{\partial x}=r \tag{1}$$

に加え、$q=\rho v$ 関係式、および $\rho-v$ 関係式を用いるモデ

ルを単純マクロモデルという。1950 年代に行われた Lighthill, Whitham, Richard らの研究を始祖としている（ＬＷＲモデル）。ρ－ｖ関係式の替わりに運転者の追従挙動をもとに、交通流の速度変化を表すモーメンタム式

$$\frac{\partial v}{\partial t}+v\frac{\partial v}{\partial x}=-\frac{1}{\tau}\left[v-V_e(\rho)\right]-\frac{\eta}{\rho}\frac{\partial \rho}{\partial x} \tag{2}$$

を用いているものを高次マクロモデルと言われている。1970 年代に提案された Payne モデルが代表的である。

1990 年代中期に Daganzo は、高次モデルにおいては、特性波の伝搬速度（衝撃波）が、交通流の実体速度より大きくなることがあること、渋滞領域の末端部など密度勾配が大きくなる所では速度 v が負値となりうると高次モデル批判を展開した。

Daganzo らは高次モデル批判をもとに新たに独自なマクロモデル Cell Transmission Model（ＣＴＭ）の提案を行っているが、基本的には単純マクロモデルに分類され、上流部からの需要と下流部における時間的、空間的容量を考慮して境界での交通量を決めている。わが国で広く用いられているブロック密度法も基本的には同じ概念に基づいている。本稿の数値計算ではＣＴＭを用いている。

交通流の流体力学特性に加えて個々の運転者の挙動も考慮した Mesoscopic な Gas-Kinetic モデルは 1970 年代にその基礎を確立されたが、モデルの複雑さ、特に多く含まれるパラメータの同定と解釈の困難さから 1980 年代にはあまり顧みられなくなった。しかしながら、1990 年代以降、実証的な交通流特性の分析を通して Helbin や Hoogendoorn らによってモデルの再評価と改良が行われ新たな展開を見せている。特に、Helbing らのモデルは、Non-local Gas-Kinetic モデルと称され、運転者の速度分散 $\theta(x,t)$ を考慮している。

$$\frac{\partial \Theta}{\partial t}+V\frac{\partial \Theta}{\partial x}=-2\Theta\frac{\partial V}{\partial x}-\frac{1}{\rho}\frac{\partial(\rho\Gamma)}{\partial x}+\frac{2(\Theta_e-\Theta)}{\tau} \tag{3}$$

Helbing らは、ドイツ・アウトバーンでの実データ、特に交通渋滞時のデータを用いて固定型､振動型､移動型、あるいは stop-and-go 波などの渋滞の形態や、ブーメラン現象や pinch 現象などの複合的な形態、さらには synchronized flow との関係など交通渋滞の形成に関する実証的な分析を行うとともに、これらの交通渋滞特性の過渡的生成過程や複合的なブーメラン現象が、既存の単純マクロ（ＬＷＲ）モデルでは表現できないことを指摘している。さらに Gas-Kinetic モデルに基づく高次マクロモデルでは、Daganzo らによる批判を克服していることも強調している。

2.2 カルマンフィルター

1) 拡張カルマンフィルター（ＥＫＦ）

時刻ｋにおける状態変量ｘ(k)の時間変動を表す状態方程式ｆとｘ(k)と計測変量ｙ(k)の関係を表す計測方程式ｇがともに非線形関数であると仮定する。すなわち、

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k)&=\mathbf{f}[\mathbf{x}(k-1),\mathbf{u}(k-1)]+\mathbf{v}(k-1)\\ \mathbf{y}(k)&=\mathbf{g}[\mathbf{x}(k)]+\mathbf{w}(k)\end{aligned} \tag{4}$$

ここで、u(k)は入力変数であり、v(k) と w(k)はそれぞれ誤差を表している。両式を Taylor 展開し 1 次項までの近似を行うと線形カルマンフィルターに帰着する。

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k)&\cong\mathbf{A}_{k-1}\mathbf{x}(k-1)+\mathbf{B}_{k-1}\mathbf{u}(k-1)+\mathbf{p}(k-1)+\mathbf{v}(k-1)\\ \mathbf{y}(k)&\cong\mathbf{C}_k\mathbf{x}(k)+\mathbf{q}(k)+\mathbf{w}(k)\end{aligned} \tag{5}$$

ここで、p(k)と q(k)は定数項であり

$$\mathbf{A}_k=\left.\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}}\right|_{\hat{\mathbf{x}}(k),\bar{\mathbf{u}}(k)}\quad \mathbf{B}_k=\left.\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{u}}\right|_{\hat{\mathbf{x}}(k),\bar{\mathbf{u}}(k)}\quad \mathbf{C}_k=\left.\frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{x}}\right|_{\tilde{\mathbf{x}}(k)} \tag{6}$$

従って、線形カルマンフィルターの理論を適用すると、状態変量ｘ(k)と計測変量ｙ(k)の予測値を

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{x}}(k)&=\mathbf{f}[\hat{\mathbf{x}}(k-1),\mathbf{u}(k-1)]\\ \tilde{\mathbf{y}}(k)&=\mathbf{g}[\tilde{\mathbf{x}}(k)]\end{aligned} \tag{7}$$

と表さす時、状態変量は次式に従って補正される。

$$\hat{\mathbf{x}}(k)=\tilde{\mathbf{x}}(k)+\mathbf{K}(k)[\mathbf{y}(k)-\tilde{\mathbf{y}}(k)] \tag{8}$$

ここでＫ$_k$はカルマンゲインと呼ばれ

$$\begin{aligned}\mathbf{M}^{xx}(k)&=\mathbf{A}_{k-1}\mathbf{P}(k-1)\mathbf{A}_{k-1}^T+\mathbf{V}(k-1)\\ \mathbf{M}^{xy}(k)&=\mathbf{M}^{xx}(k)\mathbf{C}_k^T\\ \mathbf{M}^{yy}(k)&=\mathbf{C}_k\mathbf{M}^{xx}(k)\mathbf{C}_k^T+\mathbf{W}(k)\\ \mathbf{K}(k)&=\mathbf{M}^{xy}(k)[\mathbf{M}^{yy}(k)]^{-1}\\ \mathbf{P}(k)&=\mathbf{M}^{xx}(k)-\mathbf{K}(k)\mathbf{C}_k\mathbf{M}^{xx}(k)\end{aligned} \tag{9}$$

Ｖ(k)とＷ(k)は、誤差v(k) とw(k)の共分散行列、Ｍ(k)とＰ(k)は状態変量の予測値 $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ と推定値 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ の誤差の共分散行列をそれぞれ表している。

図-2 は、交通流推定におけるカルマンフィルターによる演算フローを示しているが、状態方程式ｆと観測方程式ｇが明確に関数と規定され、さらにそれらが微分可能である場合には、予測誤差に比例して予測値を補正するという極めて平明な論理に立脚している。しかしながら、両方程式がシミュレーションによってのみ記述される場合も多く、そのような複雑なシステムにおいてはカルマンゲインＫの導出は不可能であり、カルマンフィルターによるフィードバック推定法の適用は困難であった。

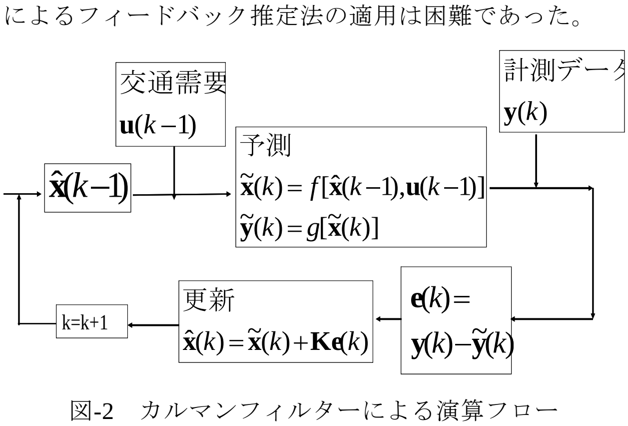


図-2　カルマンフィルターによる演算フロー

2) Unscented カルマンフィルター（ＵＫＦ）

非線形関数

$$\mathbf{z}(k)=\mathbf{f}[\mathbf{x}(k)] \tag{10}$$

を２次項まで Taylor 展開した時、z(k)の近似値の平均値と分散、および x(k)との共分散を各々 $\overline{\mathbf{z}}$、$\mathbf{P}_{zz}$、$\mathbf{P}_{xz}$ と表す。また x(k)の分散行列 $\mathbf{P}_{xx}$ をコレスキー分解しその下三角行列の i 列目要素を σ$_i$ とする時

$$
\begin{aligned}
&\boldsymbol{\varphi}_0 = \overline{\mathbf{x}} \\
&\boldsymbol{\varphi}_1 = \overline{\mathbf{x}} + \boldsymbol{\sigma}_1,\quad \boldsymbol{\varphi}_2 = \overline{\mathbf{x}} + \boldsymbol{\sigma}_2, \ldots\ldots, \boldsymbol{\varphi}_n = \overline{\mathbf{x}} + \boldsymbol{\sigma}_n \\
&\boldsymbol{\varphi}_{n+1} = \overline{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\sigma}_1,\quad \boldsymbol{\varphi}_{n+2} = \overline{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\sigma}_2, \ldots, \boldsymbol{\varphi}_{2n} = \overline{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\sigma}_n
\end{aligned}
\tag{11}
$$

を Unscented(U)変換と言う。その非線形関数

$$
\boldsymbol{\Phi}_i = \mathbf{f}(\boldsymbol{\varphi}_i) \tag{12}
$$

を定義する時、先の z(k)に関する分散との間に

$$
\begin{aligned}
\mathbf{P}_{zz} &= \sum_{i=0}^{2n} h_i [(\boldsymbol{\Phi}_i - \overline{\boldsymbol{\Phi}})(\boldsymbol{\Phi}_i - \overline{\boldsymbol{\Phi}})^T] \\
\mathbf{P}_{xz} &= \sum_{i=0}^{2n} h_i [(\boldsymbol{\Phi}_i - \overline{\boldsymbol{\Phi}})(\boldsymbol{\Phi}_i - \overline{\boldsymbol{\Phi}})^T] \\
\overline{\boldsymbol{\Phi}} &= \sum_{i=0}^{2n} h_i \boldsymbol{\Phi}_i(k)
\end{aligned}
\tag{13}
$$

なる関係がある。ここで、h_i は予め決められた重みである。すなわち、式(13)は、z(k)の分散、およびは x(k)と z(k)の共分散は U 変換によって ϕ(k)と Ψ(k)に関する総和演算に帰着することを意味している。

U変換をカルマンフィルターの演算フローに導入したのがＵＫＦである。$\hat{\mathbf{x}}(k-1)$ の推定誤差を P(k-1)としそのU変換を行うと状態方程式の推定誤差M^{xx}(k)は

$$
\begin{aligned}
\mathbf{M}^{xx}(k) &= \sum_{i=0}^{2n} h_i [\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_i(k) - \tilde{\mathbf{x}}(k)][\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_i(k) - \tilde{\mathbf{x}}(k)]^{\mathrm{T}} \\
\tilde{\mathbf{x}}(k) &= \sum_{i=0}^{2n} h_i \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_i(k) \\
\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_i(k) &= \mathbf{f}[\hat{\boldsymbol{\Phi}}_i(k-1), \mathbf{u}(k-1)]
\end{aligned}
\tag{14}
$$

観測方程式にも同様の変換を行う。すなわち、予測値 $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ と誤差M^{xx}(k)に関するU変換を行うと、

$$
\begin{aligned}
\mathbf{M}^{yy}(k) &= \sum_{i=0}^{2n} h_i [\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_i(k) - \tilde{\mathbf{y}}(k)][\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_i(k) - \tilde{\mathbf{y}}(k)]^{\mathrm{T}} + \mathbf{W}_k \\
\mathbf{M}^{xy}(k) &= \sum_{i=0}^{2n} h_i [\tilde{\boldsymbol{\Phi}}_i(k) - \tilde{\mathbf{x}}(k)][\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_i(k) - \tilde{\mathbf{y}}(k)]^{\mathrm{T}} \\
\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_i(k) &= \mathbf{g}[\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_i(k)]
\end{aligned}
\tag{15}
$$

式(14)と(15)を式(9)に代入するとカルマンゲインを求めることができる。このことは、式(6)の微分演算なしに代数演算によって計算出来ることを意味している。従って、カルマンフィルターの両方程式として如何なるミクロやマクロを問わず如何なるシミュレーションモデルでも利用できることを表している。

3. ＵＫＦを用いた交通流推定

3.1 ＯＤ交通量のオンライン推定

従来のカルマンフィルター法においては、動的ＯＤ交通量と計測データ（車両感知器交通量）との間に明示的な関数関係（観測方程式）を前もって定義することを要件とされてきた。従って、動的ＯＤ交通量推定においても、時刻 k での ij 間のＯＤ交通量を T_{ij}(k)、リンク l での交通量を v_l(k)とする時、両者の関係を明示的に記述することが極めて困難であるため、次式で表現されるような単純な線形式が仮定されていた。

$$
v_l(t) = \sum_{ijd} p_{ij}^{ld}(t) T_{ij}(d) + \varepsilon_v^l(t) \tag{16}
$$

ここで、p_{ij}^{ld} は、時刻 d に出発したＯＤ交通が時刻 k にリンク l に到着する比率を表しているが、この値を事前に設定することが極めて困難であるだけでなく、実際の複雑な交通流特性を線形構造で表現するには限界があった。ＵＫＦにおいては発生交通量Ｏi に対するＯＤ交通量 q_{ij} の比率 b_{ij}(k)を未知状態変量 x(k)の要素とし、さらにその時間的変動はランダムであると仮定すると

$$
\begin{aligned}
\mathbf{x}(k) &= \mathbf{x}(k-1) + \mathbf{v}(k-1) \\
\mathbf{y}(k) &= \mathbf{g}[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)] + \mathbf{w}(k)
\end{aligned}
\tag{17}
$$

ここで g は交通流シミュレーションモデル、y(k)は車両感知器データを、そして u(k)は上流部始端部とオンランプでの流入交通量を表している。b_{ij}(k)は非負制約を受ける。推定手順は図-2 のフローと同じである。

3.2 交通密度のオンライン推定

マクロ交通流モデルとＵＫＦを組み合わせて交通密度の間接推定を行う。マクロモデルにおいては、図-3 に示すように、道路区間を交通状態が均質と考えられる微少なセグメントに分割する。各セグメントの密度 ρ_i を状態変量 **x(k)**とし

$$
\mathbf{x}^k = \left[\rho_1^k, \rho_2^k, \ldots, \rho_{N-1}^k, \rho_N^k\right]^T \tag{18}
$$

計測交通量としては、オフランプでの交通量、車両感知器設置地点における交通量や地点速度を用いる。推定手順は、図-2 に示すように従来のカルマンフィルター法と同一であるが、ここではＯＤ交通量は既知であるとしてシミュレーションを実施している。従って状態方程式と観測方程式はともに交通シミュレーションモデルとして表現されている。

4. 数値解析

数値解析に当たっては、既知のＯＤ交通データにより推定結果の検証可能な阪神高速自動車道路１４号松原線下り方向約 11km 区間を対象とした。ランプ位置も考慮し 300～500ｍ長の 28 のセグメントに分割した（図-3）。K1,K2,K3 は解析に用いた車両感知器地点を､CP は交通量や地点速度の推定精度を検証するためのチャックポイントを表している。本数値解析に当たっては、ＯＤ交通量と交通密度の同時推定は行わずに、それぞれ個別的に解析を行った。交通流シミュレーションモデルとしては、Daganzo らによるＣＴＭを用いている。

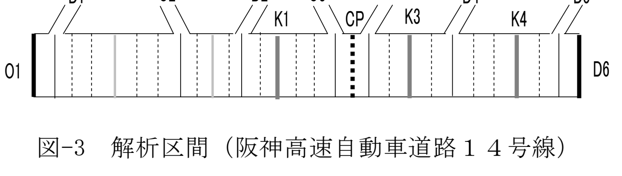
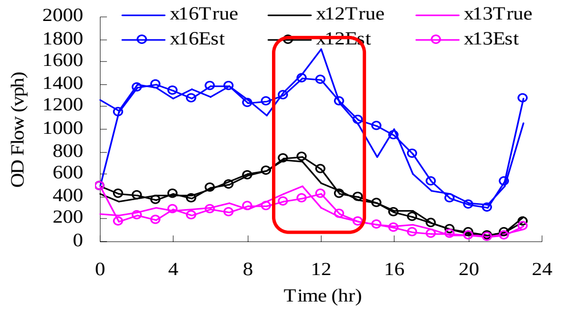


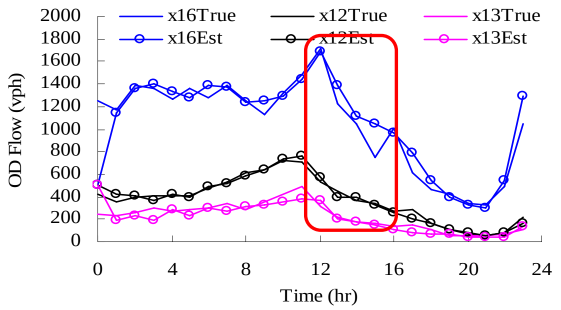
図-3　解析区間（阪神高速自動車道路１４号線）

4.1 ＯＤ交通量のオンライン推定

平成６年 11 月１日午前７時からの 24 時間に計測され 5 分間単位に集計された車両感知器データと同じ時間帯に調査された起終点データを用いた。流出部に加えてもう１箇所（K3）の車両感知器で計測された交通量データを用いてＯＤ交通量を推定した結果を図-4 に示す。始端部からノード６（終端部）、ノード２、およびノード３への３つのＯＤを例としてそのＯＤ比率を実測値と推定値の時間変動（1 時間集計値）として比較した。事前情報はないものとして初期値は全ＯＤ一律と仮定した。一律に与えた初期値にも拘わらず実測値へ速やかに収束している。（１）は車両感知器で計測された交通量データのみを計測データして用いているが、（２）に示すように地点速度も計測データとして用いることによって渋滞時（夕方７時前後）の精度向上が見られている。全体的なＲＭＳ値も初期情報の有無に拘わらず改善が見られた。



（１）感知器地点速度データなし

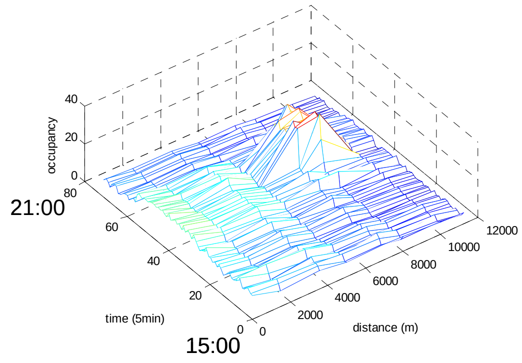


（２）感知器地点速度データあり

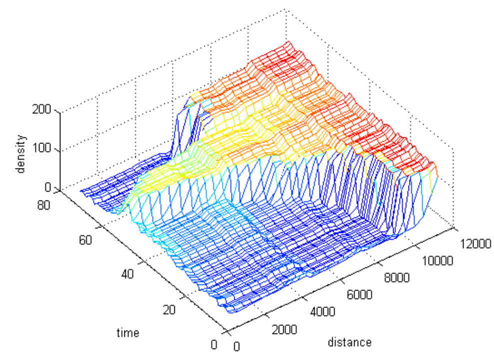
図-4　ＯＤ比率の推定値と実測値の比較

4.2 交通密度のオンライン推定

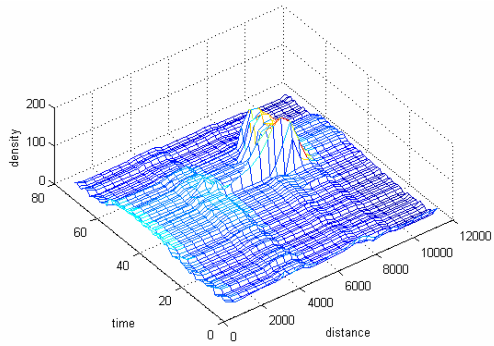
平成６年 11 月１日 15:00～21:00 の６時間のデータを用いた。図-5(1)に実測された占有率の空間・時間変動を示す。18:00 過ぎに路線下流部で交通渋滞（占有率の増大)が見られている。交通密度の推定結果を図-５に示す。(2)はＣＴＭによるシミュレーションのみを行ったものであるが、渋滞波の形成と解消が表現されていない。(3)はＥＫＦによる結果であるが、渋滞波の形成と解消がやや過小推定となっている。(4)はＵＫＦによる結果であるが、(1)の実測時間占有率の変動を最もよく再現している。両フィルターは状態・観測方程式をＣＴＭに基づいており、式(6)のカルマンゲインの算定手順だけがことなる。すなわち､ＵＫＦにおける Taylor 展開の２次項までの近似効果によると考えられる。



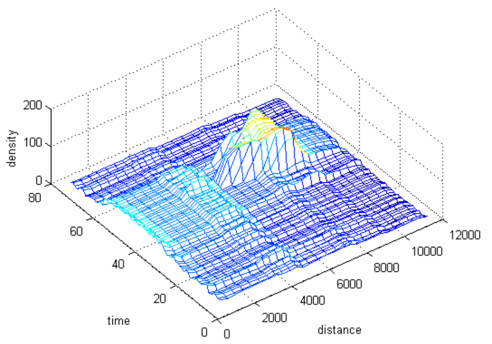
(1)　時間占有率の時間空間変動（実測値）



(2)　交通シミュレーションのみ



(3)　拡張カルマンフィルタ（EKF）



(4)　Unscentedカルマンフィルター（UKF）

図-５　交通密度のオンライン推定

4.　結論

カルマンフィルターに基づくフィードバック推定法に関してマクロ交通流モデルの動向や Unscented カルマンフィルターの新展開について概観を提供するとともに数値計算例を通してＵＫＦの有用性を示した。今後、高次のマクロモデルだけでなくミクロモデルとの融合、ＥＴＣデータやＶＩＣＳデータの利用が期待されている。