

# 修正高次マクロモデルのパラメータ感度分析に関する研究\*

## Parameter Sensitivity Analysis of Improved Macroscopic Model with High-order Term\*

上出祐次\*\*・中辻隆\*\*\*・Rattaphol PUEBOOBPAPHAN\*\*\*\*

By Yuji KAMIDE\*\*・Takashi NAKATSUJI\*\*\*・Rattaphol PUEBOOBPAPHAN\*\*\*\*

### 1. 本研究の背景と目的

近年、世界各国で多くの交通シミュレーションが提案・活用されている。交通シミュレーションはある施策による交通の流れの変化を事前に把握する際に利用されることが多く、一般的には渋滞等の交通現象を表現し、評価することを目的としている。

交通シミュレーションを行う理論モデルには大別してミクロモデル(微視的モデル)とマクロモデル(巨視的モデル)に分類される。ミクロモデルは個々の車両の挙動を模擬することで詳細に交通流を予測するもので、比較的狭い範囲を対象とする場合によく用いられる。一方マクロモデルは交通流を流体として捉え、流体の動きを模擬して予測を行うモデルである。ミクロモデルに比べて比較的計算時間が短く済むため、広い範囲を対象とした予測やリアルタイムでの予測も可能である。

本研究では過去10年来大きな論争<sup>1)</sup>が繰り広げられてきたマクロモデルについて着目する。近年では交通状態とOD交通需要とパラメータを同時に推定することでより正確な把握が可能になるということも示唆されている。本研究では特にパラメータが交通状態予測に与える影響について着目する。筆者ら<sup>2)</sup>が提案する数値計算手法を取り入れた修正高次マクロモデルを用いてパラメータによる感度分析を行い、推定精度への影響を調べるためことを目的としている。

### 2. マクロ交通流モデル

マクロ交通流モデルは1950年代に提案されたLWRモデルを始祖としており、時刻、位置 $x$ における密度を $(\rho, x, t)$ 、交通量を $q(x, t)$ 、平均速度を $v(x, t)$ とすると、これらの交通変量を求めるために以下の3つの状態方程式が用いられる。

\*キーワード: 交通流、修正高次モデル、感度分析

\*\*学生員、工修、北海道大学大学院工学研究科

(北海道札幌市北区北13条西8丁目、

TEL011-706-6217、y-kamide@eng.hokudai.ac.jp)

\*\*\*正員、工博、北海道大学公共政策大学院

(北海道札幌市北区北9条西7丁目、

TEL011-706-6215、naka@eng.hokudai.ac.jp)

\*\*\*非会員、工博、Burapha University

(169 Bangsaen Road, Saensook, Muang, Conburi Thailand.)

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial x} = r \quad (1)$$

$$q = \rho v \quad (2)$$

$$v = V_e(\rho) \quad (3)$$

ここで、 $r$ は流入/流出交通量であり、 $V_e(\rho)$ は均衡速度(密度-速度関係式)である。この3つの式で、(1)式は連続式、(2)式は基本関係式と呼ばれるものであり、それぞれのマクロモデルに共通な状態方程式である。(3)式は速度と車両密度の関係式であり、各モデルによって異なっている。つまり、この(3)式が各モデルの特徴を表しているとも言える。

例えば、LWRモデルでは車両密度が求められれば一意的に速度が決まるような単純な関係式を設定している。このようなマクロモデルのことを単純マクロモデル(一次モデル)と呼び、一意的に求められない複雑な関係式をもつモデルを高次モデルと呼ぶ。

本研究では代表的なマクロモデルであるPayneモデルとHelbingモデルの2つを代表として採用することとする。以下にそれぞれのモデルの説明を挙げる。

#### (1) Payneモデル

1970年代にPayneによって提案されたモデルで、式(3)の代わりに追従理論に基づいた交通流の速度変化を表す式(4)を用いている。ここで $\tau$ は緩和時間を表している。一次モデルでは考慮されていなかった密度勾配や速度の分散性を取り入れたもので、高次モデルと呼ばれるものの始祖である。

$$\frac{\partial v}{\partial t} + v \frac{\partial v}{\partial x} = -\frac{1}{\tau} [v - V_e(\rho)] - \frac{1}{\rho + \kappa} \frac{\partial \rho}{\partial x} \quad (4)$$

このモデルは90年代前半まで幾多の改良を行いながら主流に使われ続けていた。本研究で用いるのはCremerら<sup>3)</sup>が提案した、密度勾配項が低密度時に密度に過敏であることに対応させた新たな調整パラメータを導入したものである。

しかしこれらの改良にも関わらず、交通流の特性を十分に表していないとして90年代後半にDaganzoによって流

体力学に基礎を置く高次モデルが批判された後は主流から外れつつある。この批判は、交通流には異方性や非対象性、運転者の特性など水流とは異なった独自の性質があるが、その特徴が十分に表されていないということであった。

### (3) Helbingモデル

Daganzoの高次モデルへの批判を受けて、90年代中盤にHelbing<sup>4)</sup>が提案した高次モデルである。それまでの主な高次モデルが流体力学に基礎を置いていたのに対し、このモデルは気体力学のボルツマン方程式に基礎を置いて交通流を表現するものである。

また、このモデルではPayneモデルなどの高次モデルでは考慮されていなかった速度変動 についての運動方程式を取り入れている。このモデルでは式(3)の代わりに追従挙動だけでなく、追越挙動も考慮した式(5)が用いられている。また、速度変動についてはHelbingらがアウトバーンで行った走行車両の実験データから求めた経験式(6)を用いている。

$$\frac{\partial v}{\partial t} + v \frac{\partial v}{\partial x} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{1}{\tau} [V_0 - v] - \frac{1}{\tau} [V_0 - V_c] \quad (5)$$

$$\theta = A(\rho)V^2 = \left[ A_0 + \Delta A \tanh\left(\frac{\rho - \rho_c}{\Delta \rho}\right) \right] V^2 \quad (6)$$

ただし、本研究においては単純化のため、式(6)の代わりに式(7)を用いることとした。

$$\theta = A_1 V^2 = 0.01 V^2 \quad (7)$$

### 3. 修正高次モデル<sup>2)</sup>

一次モデルと高次モデルはそれぞれが異なった特徴を持っている。例えば、一次モデルは渋滞時と非渋滞時で分けて考えるといった簡潔で理解しやすい長所を持っている。しかし、前後のセグメントの関係だけで考えるため変化が急激であるという特徴を持ち合わせている。一方高次モデルは密度勾配項を考慮しており、密度が漸近的に変化する実際の現象に即していると考えられる。本研究では一次モデルと高次モデルの長所を組み合わせた修正高次モデルを用いることとする。

修正高次モデルとは「高次モデルの考え方に基礎を置き、その数値計算手法の中に一次モデルの考えを組み込んだモデル」と定義する。高次モデルをベースとしているため、現在までに提案されている様々な種類の高次モデルに適用することが可能である。またこの修正高次モデルを用いることによって、複雑な差分法を用いた高次モデルに比べて推定時間の減少や推定精度の向上が計られると考える。式(9)は連続式を差分式化したものであり、

以下に具体的な計算手法を述べる。

$$\rho_j^{n+1} = \rho_j^n - \frac{\Delta t}{\Delta x} (\tilde{q}_{j+\frac{1}{2}}^n - \tilde{q}_{j-\frac{1}{2}}^n) \quad (9)$$

#### (1) $\tilde{q}_{j+\frac{1}{2}}^n, \tilde{q}_{j-\frac{1}{2}}^n$ の算定

$$\text{渋滞時} \quad \tilde{q}_{j+\frac{1}{2}}^n = \text{Min} ( q_j^n, q_{j+1}^n )$$

$$\text{非渋滞時} \quad \tilde{q}_{j+\frac{1}{2}}^n = \text{Max} ( q_j^n, q_{j+1}^n )$$

これは前方の交通状況が渋滞している時は移動可能な交通量は少なく、渋滞していなければ多くの交通量が移動可能であることを示している。

この算定方法を用いることにより、渋滞時と非渋滞時を分けて考えるという一次モデルの考え方を高次モデルの中に組み込むことが可能となる。

#### (2) 移流項の算定

移流項とは上流からの影響を表す項であるため、渋滞・非渋滞という考えではなく、常に上流のセグメントの値を用いて算定を行うこととする。

$$\tilde{q}\tilde{v}_{j+\frac{1}{2}}^n = qv_j^n, \tilde{q}\tilde{v}_{j-\frac{1}{2}}^n = qv_{j-1}^n$$

#### (3) 交通圧力の算定

交通流の場合、水流などとは違って前方の状況による圧力に比べて後方の状況による圧力は少ないため、交通圧力についても渋滞・非渋滞ではなくて常に下流のセグメントの値を用いることとする。

$$\tilde{P}_{j+\frac{1}{2}}^n = P_{j+1}^n, \tilde{P}_{j-\frac{1}{2}}^n = P_j^n$$

### 4. パラメータの感度分析

パラメータの値はシミュレーションの精度に大きな影響を及ぼすと考えられるため、パラメータの変動による感度分析を行った。感度分析に用いたのは修正高次モデルを用いたPayneモデルとHelbingモデルである。Payneモデルについては緩和時間 と調整パラメータ、Helbingモデルについては緩和時間 と反応時間Tを変動させ、パラメータの与える影響を調べた。それぞれのパラメータを変化させた値を表1に示す。

表1. パラメータの変動値

(sec)	10	20	30	
	10	20	30	
T(sec)	1.0	1.5	1.8	2.0

分析に用いる指標としてはRMSE（二乗平均平方根誤差）を採用した。比較に用いたデータはINTEGRATION<sup>5)</sup>から得た人工の観測データを用いた。INTEGRATIONに用いた設定条件は表4の通りである。INTEGRATIONはシミュレーションソフトであるが、シミュレーション内に車両感知器を設置し、そのデータを得ることができる。そのため仮想の入力データの理論解を求めるよりも現実的なデータを得ることができるため、精度の比較を行うには適当だと考えられる。

INTEGRATIONによって得られるのは交通量データ(図1)と地点速度データ(図2)であり、このデータと数値シミュレーションの結果を比較してRMSEを求めた。道路は全長15kmの単路であり、シミュレーションは30分間行った。図3～図6はそれぞれ修正高次モデルを用いたPayneモデルとHelbingモデルの交通量、速度についてのRMSEである。

表 2. 設定条件

セグメント長	300(m)
タイムステップ	10(sec)
自由速度	108(km/hr)
ジャム密度	160(veh/km)
緩和時間	32(sec)
反応時間	1.8(sec)

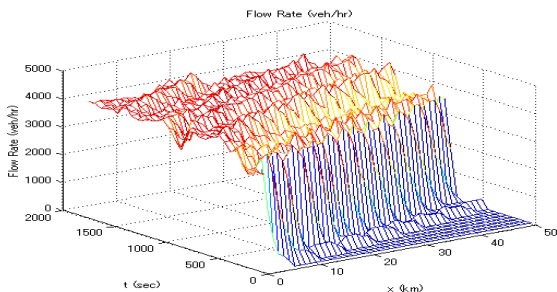


図 1. INTEGRATION の車両感知器データ(交通量)

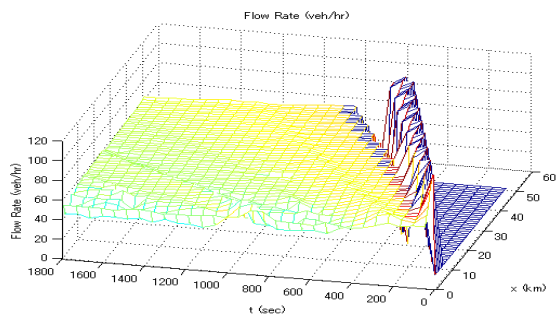


図 2. INTEGRATION の車両感知器データ(地点速度)

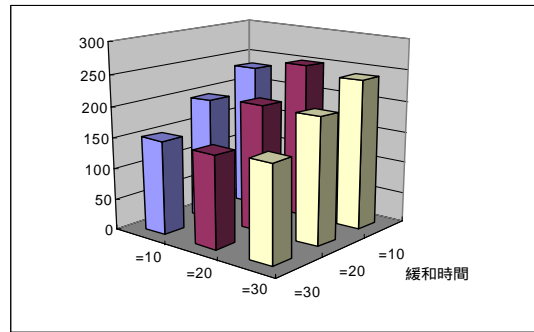


図 3. RMSE(交通量) Payne

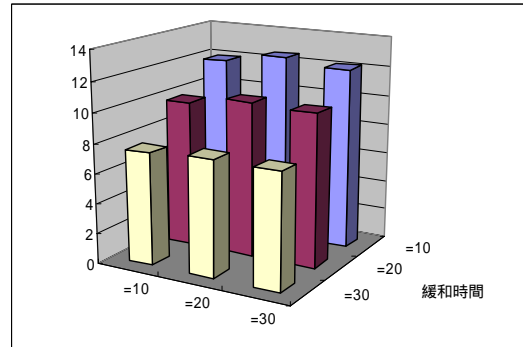


図 4. RMSE(速度) Payne

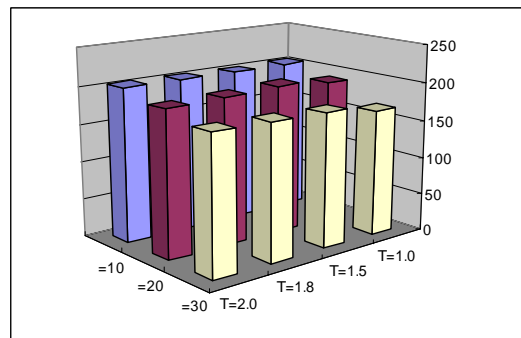


図 5. RMSE(交通量) Helbing

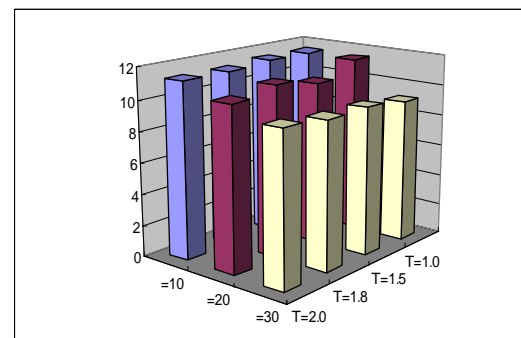


図 6. RMSE(速度) Helbing

これらの結果より、まず緩和時間については変動が大きく、 $=30(sec)$ のときの精度が高いことが言える。調整パラメータ、反応時間 $T$ については大きな変動は見られなかった。これを詳しく見るために $=30(sec)$ のときの結果を以下の図7～図10に示す。

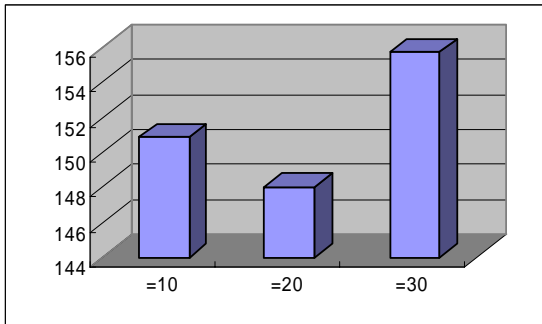


図 7. RMSE(交通量) - Payne( $\tau = 30$ )

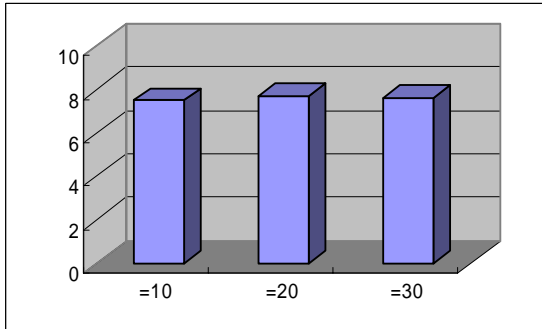


図 8. RMSE(速度) - Payne( $\tau = 30$ )

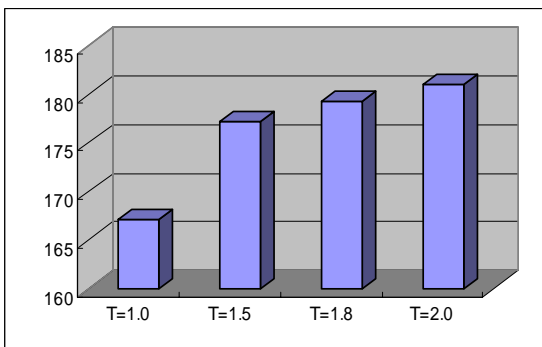


図 9. RMSE(交通量) - Payne( $\tau = 30$ )

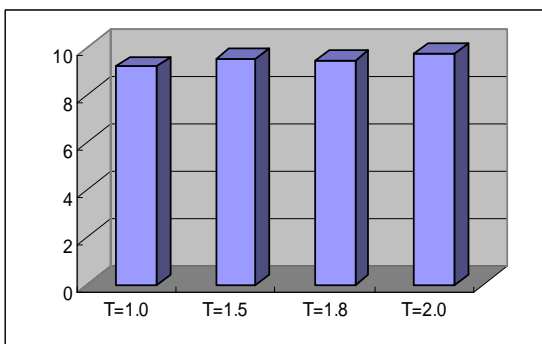


図 10. RMSE(速度) - Helbing( $\tau = 30$ )

調整パラメータについては交通量と速度で精度の良い値が異なる結果となっている。=10、もしくは=20のときの精度が比較的高そうだが、有意な差があるとは言えない。そのため の値については他の視点からの分析が必要ではないかと考えられる。

反応時間 $T$ については時間が短いとき、つまり $T=1.0$ (sec)のときの精度が高いという結果になっている。ただし、反応時間は交通状況によっても変わってくると考えられる。今回の場合、渋滞を起こすようにシミュレーションを行ったので、反応時間が短いときの精度が高かった可能性もありうる。そのため反応時間に関してはその時々交通状況も加味する必要があると思われる。

## 5. おわりに

本研究では筆者らが提案した修正高次モデルを用いてパラメータが推定精度に及ぼす影響を分析した。緩和時間についてはその値によって精度が大きく変動することを示した。調整パラメータ、反応時間 $T$ についてはそれほど大きな変動は見られなかった。また、反応時間についてはその時々交通状況によって影響を受ける可能性がある。そのためこれらのパラメータは予め設定してしまうよりも、シミュレーションの中にパラメータの同定を組み込むことで推定精度が向上するのではないかと考えられる。

ただし、パラメータの同定を組み込んだとしても時々刻々と変動する複雑な交通状況を正確に推定することは極めて困難である。そのため感知器などの実測データによるフィードバック推定を行うことで、より正確な交通流の表現ができると考えられる<sup>6)</sup>。今後は感知器以外にもETCやプローブ車、AVIなど様々な新たなデータが利用可能になってくる。これらの計測データは直接フィードバックすることは難しいので、既存の計測データとの融合を計ることによってその効果が期待される。

## 6. 参考文献

- 1) Carlos F. Daganzo : Requiem for Second-order Fluid Approximations of Traffic Flow, Transportation Research Part B, Vol.29, pp277-286, 1995
- 2) 上出祐次、中辻隆、Rattaphol PUEBOOBPAPHAN : マクロ交通シミュレーションモデルとその数値計算手法に関する研究、社団法人土木学会北海道支部論文報告集、第63号、2007
- 3) Cremer, M. and A.D. May : An Extended Traffic Flow Model for Inner Urban Freeways, Proc. 5<sup>th</sup> IFCA/IFIP/IFORS Intm. Conf. on, Control in Transportation Systems, pp.23 9-24
- 4) Dirk Helbing, Martin Treiber : Numerical Simulation of Macroscopic Traffic Equations , Computing in Science and Engineering, Vol.6 (5), pp89-99, 1999
- 5) INTEGRATION User's manual
- 6) 中辻隆 : 交通流におけるフィードバック原理に基づく推定技術の現状と展望、IATSS Review, Vol.31, No.1, 2006