

交通量配分に対するベイジアンアプローチの適用可能性に関する研究*

The Applicability of Bayesian Approach to Traffic Assignment*

河本直志**・室町泰徳***

By Naoyuki KAWAMOTO**・Yasunori MUROMACHI***

1. はじめに

現在、道路ネットワーク整備への人々の関心が高まりつつあり、高速道路の料金体系も多様化している。このような社会的背景を考慮すると、道路整備計画を立てたり、料金施策を検討したりするときに必要な交通需要予測において用いられる交通量配分方法などの改善の重要性は高いと考えられる。

交通量配分とは、ある出発地 (Origin) からある目的地 (Destination) に向かう交通量 (OD交通量) を、その出発地と目的地を結ぶ複数の経路に配分し、各経路の交通量を求める手法である。本研究で対象とする確率的な配分を行う際には、経路交通量とその所要時間との間の関係を決定付ける具体的な配分手法や、旅行者の経路選択確率を求める経路選択モデルが必要となる。

経路選択モデルについては、その推定方法として、最尤推定法がよく用いられているが、モデルやデータの条件により、尤度関数の最大化問題が解けないことがあり、モデルが推定できないことも少なからずある。この問題点を克服する方法として、近年、ベイズ推定法が注目されている。ベイズ推定は従来、複雑なモデルになると計算が困難であるという欠点を抱えていたが、その欠点はマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC法) の出現によりほぼ克服され、ベイズ推定の適用範囲は現在、飛躍的に広がったといえる^{1) 2) 3)}。交通計画分野においても、ベイズ推定法を適用した様々な研究例が見られる^{4) 5)}。しかし、本研究で扱う経路選択行動においては、MCMC法によるベイズ推定でモデルパラメータを推定したり、既存のモデルとの比較・検討を行ったりしている例はほとんどない。

交通量配分については、現在、実際の交通ネットワークにおいて変動している交通量を再現するような配分方法について多くの研究がなされている^{6) 7)}。それらの

一部は1日の交通量の時間帯ごとの変動を扱っているが、日々の変動については、基本的な問題がまだ十分には解明されていない部分も多いと考えられる。また、交通量配分で近年用いられている確率的利用者均衡 (SUE) は、ランダム効用理論に基づいた利用者の経路選択を考慮した均衡モデルである。したがって、利用者の経路選択は確率的であることから、その選択結果から計算される経路交通量も確率的となるはずである。しかし、一般に配分により求められる交通量は、変動のない1つの値となっており、結果として交通量を確率的には取り扱っていない^{8) 9)}。中にはMCMC法を用いた配分により、交通量の分散を計算している研究例も見られるが、実際の道路ネットワークに適用したものは少ない¹⁰⁾。

以上のような背景を考慮し、本研究では、新しいパラメータ推定法として注目されているベイズ推定法を用いて経路選択モデルを推定し、交通需要予測への適用可能性を検討すること、および交通量の日々の変動を考慮できる可能性のあるMCMC法を用いて、実際の道路ネットワークを対象に交通量配分を行い、その有効性を検討することを目的としている。

2. ベイズ推定法の概要

ベイズ推定法では、推定するパラメータ自体が確率変数であり、パラメータの分布を推定することができる。推定方法としては、まず経験等に基づき、推定するパラメータ θ の事前分布 $P(\theta)$ を仮定する。そして、観測データ $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ に基づいて、 θ の分布を変更、更新する。更新された分布は $P(\theta | Y)$ と表され、事後分布と呼ばれる。この事後分布が、パラメータ θ の推定結果となる。

事前分布と事後分布の間には、次式で表されるベイズの定理によって規定される関係がある。

$$P(\theta | Y) = \frac{P(Y | \theta)P(\theta)}{P(Y)} \quad (1)$$

$P(Y | \theta)$ は、観測されたデータ Y に対する尤度関数であり、likelihoodの頭文字を使って $L(Y | \theta)$ と書くことにする。これは、パラメータ θ のもとで Y が起こる確率を表しており、次式によって計算される。

*キーワード：経路選択，ベイズ推定，MCMC，交通量配分

**学生員，工学，東京工業大学大学院総合理工学研究科
(神奈川県横浜市緑区長津田町4259，
TEL045-924-5606，FAX045-924-5574)

***正員，工博，東京工業大学大学院総合理工学研究科

$$L(Y|\theta) = \prod_{i=1}^n P(y_i|\theta)$$

式(1)において、 $P(Y)$ は θ に依存しないため、定数とみなすことができる。したがって、次式のような関係が導かれる。

$$P(\theta|Y) \propto L(Y|\theta)P(\theta)$$

この式は、事後分布は、事前分布と尤度関数を掛け合わせたものに比例していることを示している。この関係を利用して、仮定した事前分布 $P(\theta)$ から事後分布 $P(\theta|Y)$ を推定することができる。

3. MCMC法の概要

MCMC法は、ベイズ推定のサンプリング計算などに用いられる代表的なサンプリング方法である。

マルコフ連鎖は、一連のランダムな変数であり、1つ前の変数の状態から次の状態を生成しようとするものである。このマルコフ連鎖には、適当な初期値からはじめて十分な回数を繰り返していくと、変数の状態（確率標本の分布）が正則条件の下で不変分布に収束していくという性質がある。MCMC法はこの不変分布からサンプリングを行い、目標の分布を求める手法である。

MCMC法のアルゴリズムとして代表的なものに、メトロポリス-ヘイスティング法とギブスサンプリング法が存在する。本研究における経路選択モデルに関しては両者を、交通量配分では後者を用いている。本章では参考までに、メトロポリス-ヘイスティング法の概要を示す。

メトロポリス-ヘイスティング法のアルゴリズムには、ある提案分布 q を生成し、目標分布と提案分布の違いを少なくするステップが取り入れてられており、以下の手順で示される。

- (1) 任意の変数 $\theta^0 = (\theta_1^0, \dots, \theta_m^0)$ を初期値として与え、 $t = 1$ と置く。
- (2) θ^t から $\theta' = q(\theta', \theta^t)$ を生成する。
- (3) 受容確率 $\rho(\theta^t, \theta')$ を計算する。

$$\rho(\theta^t, \theta') = \min\left(\frac{p(\theta')q(\theta^t, \theta')}{p(\theta^t)q(\theta', \theta^t)}, 1\right)$$

ただし、 $p(\theta^t)q(\theta', \theta^t) = 0$ のとき、 $\rho(\theta^t, \theta') = 1$ と置く。

- (4) $(0, 1)$ 上の一様乱数 u を発生させて、次のように判定する。

$$\theta^t = \begin{cases} \theta, & \text{if } u \leq \rho(\theta^t, \theta') \\ \theta', & \text{otherwise} \end{cases}$$

- (5) t を $t+1$ として(2)に戻る。

この(2)、(3)、(4)、(5)を繰り返し、十分大きな数 N について $t \geq N$ のとき θ^t を目標分布の確率標本とする。

ギブスサンプラーは、このアルゴリズムにおいて受容確率 $\rho(\theta^t, \theta') = 1$ となるような、特別な場合である。

4. 経路選択モデルの推定

ここでは、首都高速道路の平成14年の1日の時間帯別OD調査データと、平成19年12月1日～21日の区間交通量・区間速度のデータを用いて経路選択モデルの推定を行う。

分析方法は、まず平成14年のOD調査データより、都心環状線に接続する放射線（1号羽田線、2号目黒線、3号渋谷線、4号新宿線、5号池袋線、1号上野線、6号向島線（図-1参照））から都心環状線に入り、再び放射線に出て行くサンプルを抽出し、推定に用いるODペアを選択する。そして、経路選択モデルとして多項ロジットモデル（MNLモデル）をベイズ推定法を用いて推定する。

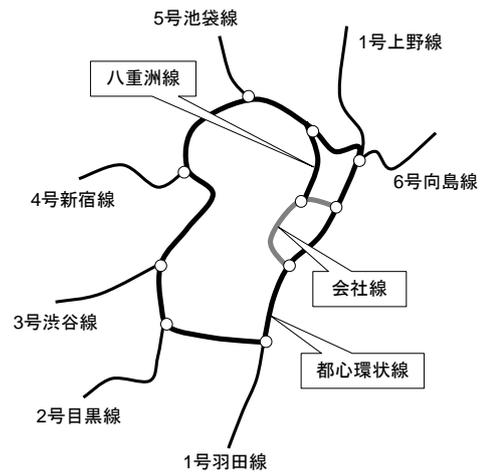


図-1 対象ネットワーク

サンプルの抽出結果として、抽出したODごとの交通量（サンプル数）と、それぞれのODについて利用されている経路数をまとめたものを表-1に示す。推定に用いるODペアは、そのODの交通量、各経路への交通量のばらつき具合から、1号羽田線→5号池袋線、3号渋谷線→6号向島線の2つを選んだ。

また、モデルの説明変数には「経路の所要時間」、 「経路中の合流部の数」の2つを採用している。経路の所要時間は、平成19年12月1日～21日の区間交通量・区間速度のデータから、区間長を用いて算出した。また、旅行者は、道路の合流部においては加減速や車線変更等、注意を要する動作が必要なことから、経路選択に何らかの影響を与えているのではないかと考え、経路中の合流部の数を説明変数に加えることにした。

表-1 放射線OD別の交通量と経路数

交通量 (経路数)	Destination放射線							
	1号 羽田線	2号 目黒線	3号 渋谷線	4号 新宿線	5号 池袋線	1号 上野線	6号 向島線	
Origin放射線	1号 羽田線	0 (0)	3462 (2)	11715 (3)	10211 (3)	12382 (4)	6675 (2)	9119 (3)
	2号 目黒線	5600 (1)	0 (0)	1139 (1)	2873 (1)	6242 (3)	2431 (2)	7399 (3)
	3号 渋谷線	13086 (3)	778 (1)	0 (0)	1003 (2)	8016 (3)	2464 (2)	16391 (3)
	4号 新宿線	13140 (4)	1843 (1)	1034 (1)	0 (0)	4280 (1)	995 (2)	17314 (2)
	5号 池袋線	12871 (4)	3359 (3)	7600 (2)	3348 (1)	0 (0)	7 (1)	11139 (1)
	1号 上野線	10992 (2)	3849 (2)	5924 (2)	2710 (2)	65 (1)	0 (0)	0 (0)
6号 向島線	6599 (3)	5949 (3)	14668 (3)	19138 (2)	15898 (2)	0 (0)	0 (0)	

推定に用いるODペアについて、図-2に経路図と各経路の所要時間、合流部の数、利用台数を示す。所要時間が小さく、合流部の数が少ないほど利用台数が増加する傾向が読み取れる。

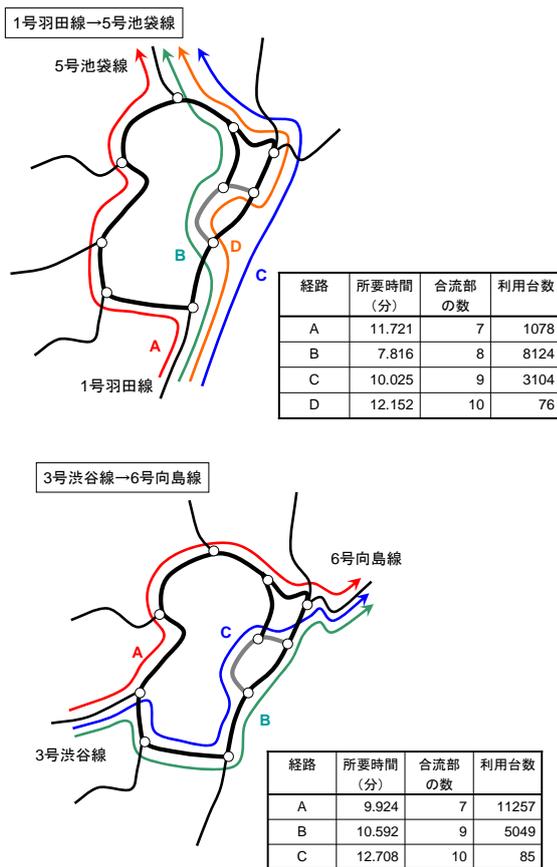


図-2 推定に用いるODペアの経路

ベイズ推定法の適用においては、各パラメータ分布に正規分布を仮定し、事前分布として正規分布の平均には正規分布を、分散には逆ウィシャート分布を仮定している⁴⁾。また、2000回の繰り返し計算を行い、パラメータ

ータの分布が一定の分布に収束した以降の計算結果を用いて、パラメータの平均値と標準偏差を算出した。表-2aは、計算区間をさまざまに変えたときの計算結果である。ここでは計算区間の長さを50回、100回、500回の3ケースとしている。

また、ベイズ推定法との比較のために、最尤推定法によるMNLモデルの推定結果も得ている。最尤推定法に関しては、ベイズ推定法と同様にパラメータの標準偏差の推定が可能なMixed MNLの推定を行っており、乱数発生回数が50回、100回、500回の3ケースについて検討を行った。最尤推定法による推定結果を表-2bに示す。

2つの推定法によるモデルを比較すると、パラメータの平均値について、所要時間、合流部の数ともに非常に近い値が推定されている。したがって、本研究で対象とした経路選択の文脈においては、平均値を用いる限り、いずれの推定法を用いたモデルを適用しても交通量配分結果に大きな相違は表れないと考えられる。

また、最尤推定法では、3ケースとも、パラメータ平均値の推定値については値が大きく、有意に0と異なる値が推定されている。しかし、パラメータの標準偏差の推定値については値が小さく、信頼できる値が推定されなかった。このことも影響しているためかもしれないが、今回のモデルでは、乱数発生回数によって標準偏差の推定値が大きく異なっており、推定結果が不安定となっている。一方、ベイズ推定法では、計算区間がさまざまに変わってもパラメータの平均値、標準偏差はほぼ一定の結果が得られている。

表-2a ベイズ推定法によるMNLモデルの推定結果

区間長	計算区間		所要時間 b1		合流部の数 b2	
	start	end	平均	標準偏差	平均	標準偏差
50	1501	1550	-0.616	0.00589	-0.281	0.00722
	1551	1600	-0.617	0.00719	-0.281	0.00849
	1601	1650	-0.617	0.00490	-0.280	0.00740
	1651	1700	-0.616	0.00575	-0.281	0.00789
	1701	1750	-0.616	0.00592	-0.282	0.00770
	1751	1800	-0.617	0.00639	-0.281	0.00710
	1801	1850	-0.615	0.00616	-0.282	0.00760
	1851	1900	-0.617	0.00637	-0.280	0.00696
	1901	1950	-0.617	0.00602	-0.280	0.00718
	1951	2000	-0.617	0.00595	-0.281	0.00806
100	1501	1600	-0.617	0.00658	-0.281	0.00788
	1601	1700	-0.617	0.00537	-0.280	0.00767
	1701	1800	-0.616	0.00618	-0.281	0.00741
	1801	1900	-0.616	0.00639	-0.281	0.00739
500	1501	2000	-0.617	0.00598	-0.280	0.00764
500	1501	2000	-0.617	0.00613	-0.281	0.00761

表-2b 最尤推定法によるMNLモデルの推定結果

()内はt値

乱数発生 回数(回)	所要時間 b1		合流部の数 b2		尤度比
	平均	標準偏差	平均	標準偏差	
50	-0.617 (-98.77)	0.00385 (0.32)	-0.280 (-37.16)	0.00141 (0.08)	0.356
100	-0.617 (-98.77)	0.00293 (0.24)	-0.280 (-37.16)	0.00709 (0.39)	0.356
500	-0.617 (-98.79)	0.0000765 (0.01)	-0.280 (-37.16)	0.000324 (0.02)	0.356

5. 交通量配分に対するベイジアンアプローチの適用

(1) 交通量の確率分布

慣習的に用いられている確率的利用者均衡 (SUE) は、交通量の配分結果として1つの値を求めるような確定的なものであるが、Hazelton⁹⁾ は、確率分布としての交通量を求める条件付確率的利用者均衡 (CSUE) を提案している。ここでは、CSUEを用いた簡単な数値例を紹介する。

x_1, x_2 のフローを持つ2つのリンクによって結ばれた1つのODペアを考え、分離可能で、単調増加、微分可能なリンク費用関数 c_1, c_2 を、次式のように与える。

$$c_1(x_1) = x_1 + 1$$

$$c_2(x_2) = \begin{cases} \frac{1}{2}x_2^2 + \frac{3}{2} & 0 \leq x_2 \leq 1 \\ x_2 + 1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

旅行者は合計で2人、つまり、 $x_1 + x_2 = 2$ とする。経路選択確率はロジットモデルによって計算し、費用のパラメータは-1とする。すると、CSUEの下では、旅行者2が経路1を使うという条件のもとで、旅行者1が、経路1を使う確率は、次式で与えられる。なお R_i は、旅行者 i が選んだ経路である。

$$\Pr(R_1 = 1 | R_2 = 1) = \frac{\exp(-c_1(1))}{\exp(-c_1(1)) + \exp(-c_2(0))} = \frac{e^{-2}}{e^{-2} + e^{-3/2}}.$$

条件付確率を使って、周辺確率を計算すると、

$$\begin{aligned} \Pr(R_1 = 1) &= \Pr(R_1 = 1 | R_2 = 1)\Pr(R_2 = 1) \\ &\quad + \Pr(R_1 = 1 | R_2 = 2)\Pr(R_2 = 2) \\ &= \frac{e^{-2}}{e^{-2} + e^{-3/2}}\Pr(R_2 = 1) \\ &\quad + \frac{e^{-1}}{e^{-2} + e^{-1}}\Pr(R_2 = 2). \end{aligned} \quad (2)$$

対称性より、

$$\begin{aligned} \Pr(R_1 = 1) &= \Pr(R_2 = 1) \\ &= 1 - \Pr(R_2 = 2) = q. \end{aligned} \quad (3)$$

式(2)、(3)より、 $q = 0.540$ 。

R_1, R_2 の同時確率は、例えば、

$$\begin{aligned} \Pr(R_1 = 1, R_2 = 2) &= \Pr(R_1 = 1)\Pr(R_2 = 2 | R_1 = 1) \\ &= q \frac{e^{-3/2}}{e^{-3/2} + e^{-2}} = 0.336. \end{aligned}$$

となり、これは対称性より、 $\Pr(R_1=2, R_2=1)$ に等しいので、旅行者が異なるリンクを使う確率は、

$$\begin{aligned} &\Pr(R_1 = 1, R_2 = 2) + \Pr(R_1 = 2, R_2 = 1) \\ &= 0.672. \end{aligned}$$

となる。CSUEのフローパターンの期待値は、 $(x_1, x_2) = (1.08, 0.92)$ と計算されるが、慣習的に用いられているSUEでは簡単に、 $(x_1, x_2) = (1, 1)$ であることがわかる。これらのフローパターンは大きく違わないが、CSUEは、 $0 \leq y < 1$ の区間で厳密に $c_1(y) \leq c_2(y)$ という設定、すなわち、リンク1がより魅力的であるという設定を反映している。なお、利用者数が多い場合、CSUEはSUEに一致することも確かめられている。

また、衛ら¹⁰⁾ は交通量の事前確率分布を一様分布と仮定した場合、確率的利用者均衡 (SUE) を2. で述べたベイジアンアプローチのフレームにおいて捉えられることを明らかにし、さらに、簡単なネットワークを対象にMCMC法を用いた配分結果を示している。衛らは、すべての利用者の経路選択結果を与件とした場合、利用者 i が最大効用の経路を選択している状態を $s_i=1$ と定義した上で、すべての利用者 i について $s_i=1$ となる確率を、

$$P(s_i = 1 \forall_i | c_i \forall_i) = \prod_{\forall_i} P c_i(f) \quad (4)$$

と表している。ただし、 c_i は利用者 i の選択した経路を表し、 f は経路交通量を表す。 $P c_i(f)$ は現状の選択結果を前提としたときの経路 c_i の選択確率であり、前章で推定した経路選択モデルなどを用いて計算できる。また、利用者全員が最大効用の経路を選択している場合の経路交通量の確率分布は、

$$P(f | s_i = 1 \forall_i) \quad (5)$$

と表されることから、ベイズの定理より、

$$P(f | s_i = 1 \forall_i) = \frac{P(s_i = 1 \forall_i | f)P(f)}{P(s_i = 1 \forall_i)} \quad (6)$$

式(6)の右辺において、 $P(f)$ は交通量の事前確率分布であり、これに一様分布を仮定すれば、事後確率分布である左辺は、右辺の分母が定数であることから、

$$P(f | s_i = 1 \forall_i) \propto P(s_i = 1 \forall_i | f) \quad (7)$$

と表現できる。つまり、利用者全員が最大効用の経路を選択しているという仮定下の経路交通量の確率分布は、経路交通量の尤度と比例関係にあることとなる。本研究においても、本フレームを念頭において、実際のネットワークにおける交通量の分布を検討することとする。なお、衛らは式(4)に対してより一般的な表現を導出して

いるが、次節で述べるMCMC法の適用を考えれば、全ての利用者（あるいは車）の経路選択確率の掛算とする式(4)の方が見通しが良いと考えられる。

(2) 確率的な交通量配分結果とその検討

首都高速道路の都心環状線内のネットワークを対象として、条件付確率的利用者均衡 (CSUE) を前提とし、MCMC法を用いて交通量配分を行った。対象とする時間帯は朝の9時台で、経路選択モデルには4.においてベイズ推定法を用いて推定した多項ロジットモデル (MNLモデル) を用いた。なお、配分時のモデルパラメータには、推定したパラメータ分布の平均値を用いる。配分するのは、平成19年12月1日～21日の平日の日ごとのOD交通量であり、これは、平成14年の首都高速道路の都心環状線内のランプと放射線の接続部に関するOD表と、平成19年12月1日～21日の平日の日ごとの発生・集中交通量のデータから計算した。

ここで用いる配分方法にはMCMC法のギブスサンプリング法のアルゴリズムを用いており、これは、対象ネットワーク内に車1台を配分するごとに経路の所要時間を更新していき、全OD交通量を配分し終わるごとに、配分結果をサンプリングしていくというものである⁸⁾。具体的なアルゴリズムを以下に示す。

まず、OD交通量を m とし、 m 台の車の経路選択の状態を $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ で表すこととする。例えば、1台目の車が経路2を選択した場合は $\theta_1 = 2$ 、2台目の車が経路1を選択した場合は $\theta_2 = 1$ とする。これを前提として以下の手順を行う。

- (1) 経路選択の最初の状態 $\theta^0 = (\theta_1^0, \dots, \theta_m^0)$ を適当に決め、 $t=1$ と置く。
- (2) $i=1, \dots, m$ について、 $\theta_i^t \sim \pi(\theta_i^t | \theta_{-i}^t, x)$ を発生させる。ここで、 $\theta_{-i}^t = (\theta_1^t, \dots, \theta_{i-1}^t, \theta_{i+1}^t, \dots, \theta_m^t)$ であり、 x は、配分の対象となる道路ネットワークの条件である。つまりこのステップでは、配分されるそれぞれの車について、道路ネットワークの条件とその車以外の車の経路選択の状態から決まる θ の分布 π に基づき、配分する経路 θ を決めていく。
- (3) t を $t+1$ として(2)に戻る。

この(2)、(3)を十分繰り返し、経路交通量の値をサンプリングしていく。具体的には、各ケースについて50回の繰り返し計算をした上でサンプリングを行った。図-3に例示する通り、50回の計算によりほぼ交通量分布の収束が得られていると判断している。なお、本手法では、1台ごとに配分経路を決めていくが、前節式(4)、あるいは式(7)との関係で言えば、選ばれた1台の経路選択モデルにより計算された経路選択確率だけが当該ステップの受容確率に影響し、他車の経路選択確率は影響

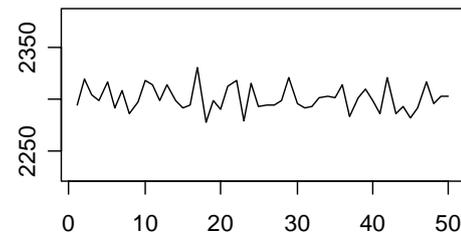


図-3 MCMC法によるサンプリング経路の例
(縦軸は交通量、横軸はステップ)
(霞が関→谷町 JCT, 12月3日)

しないこととなる。この配分方法によって、経路選択モデルが本来持っている確率的な性質を表現できると考えられる。

本研究では、交通量の日々の変動は、その大部分が「OD交通量の変動」と「旅行者の経路選択の変動」で説明できると考えた。MCMCを用いた配分によって表現される確率的な経路選択モデルに依存する変動は、旅行者の経路選択の変動を表していると考えられることから、上記の2種類の変動を検討するために、以下の2つの方法で交通量配分を行った。

まず、方法Aは、日ごとのOD交通量を、MCMCを用いて配分する方法で、これを用いると、OD交通量の変動と経路選択の変動が考慮できると考えられる。方法Bは、日ごとのOD交通量を一般的な確率的利用者均衡 (経路選択モデルによって求まる経路選択確率にOD交通量を乗じることによって経路交通量を求め、MSA (逐次平均法) を用いた均衡計算によって各リンクの交通量を求める方法) で配分する方法で、これを用いると、OD交通量の変動のみが考慮されることが考えられる。

そして、MCMCを用いた配分の有効性については、交通量の実測値の変動から方法Bによって求まる交通量の変動を引くことで求まると考えられる「旅行者の経路選択の変動」と、方法Aによって求まる交通量の変動から方法Bによって求まる交通量の変動を引くことで求まると考えられる「MCMCによる配分に起因する変動 (確率的な経路選択モデルに依存する変動)」を比較することで、検討することとした。

まず、図-4は、各リンクについて、交通量の実測値の(15日間の)平均値と、方法Aによる配分によって求めた交通量の(15日間×50回の繰り返し計算の)平均値の関係をプロットしたものである。方法Aによる配分結果が実測値とやや異なるリンクも一部見られるが、ほとんどのリンクにおいて、方法Aによる配分結果は、実測値に近い値を与えていると考えられる。

図-5は、交通量の実測値の標準偏差と、方法Bによって求めた交通量の(15日間の)標準偏差の関係をプロットしたものである。方法Bによる交通量の標準偏差の方が小さくなると予想したが、この2つの標準偏差の大小には一貫性が認められず、その差から旅行者の経路選

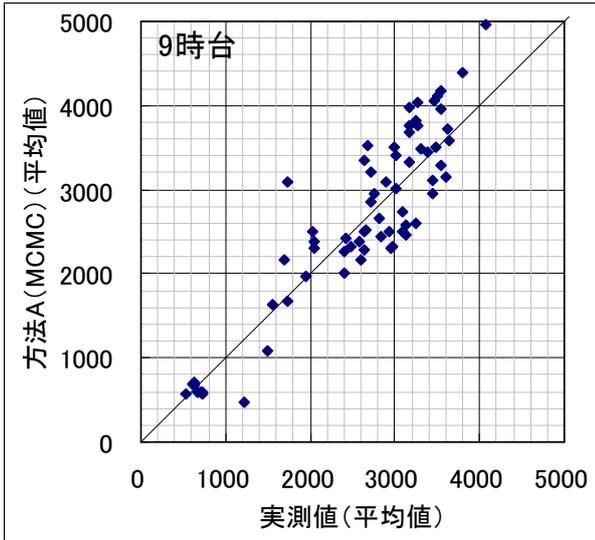


図-4 実測値と方法Aの平均値の比較

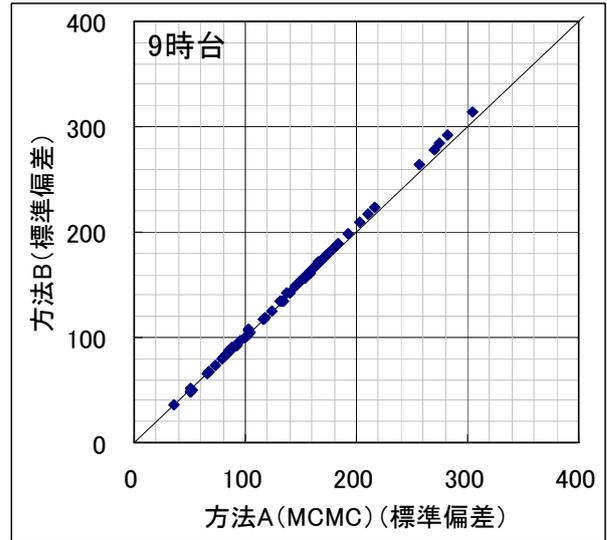


図-7 方法Aと方法Bの標準偏差の比較

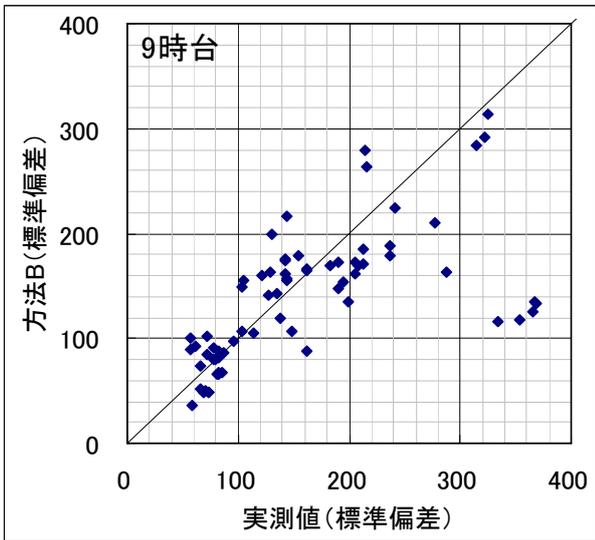


図-5 実測値と方法Bの標準偏差の比較

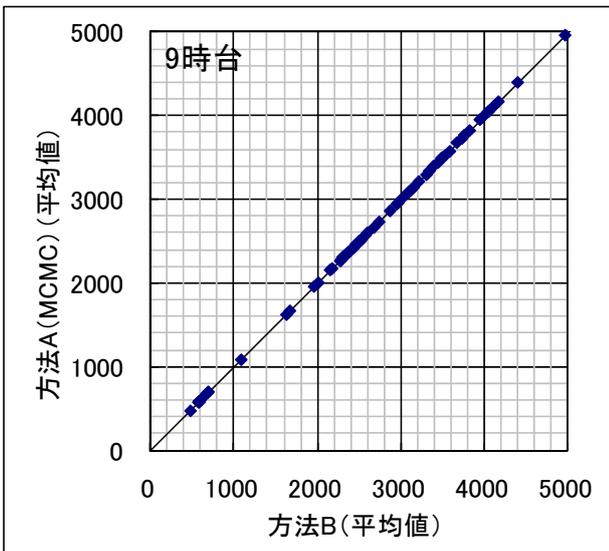


図-6 方法Aと方法Bの平均値の比較

択の変動分を抽出するのは難しい結果となった。なお、一部の区間における標準偏差が過小推定となっているが、これは方法Aでも同様な結果となっている。確率的利用者均衡配分手法に依存した結果であり、渋滞などが影響しているものと考えられる。

図-6と図-7は、方法Aによって求めた交通量の平均値、標準偏差と、方法Bによって求めた交通量の平均値、標準偏差の関係をプロットしたものである。平均値に関しては両者でほぼ一致した結果が得られている。図-7に関しては、方法Bによる交通量の標準偏差の方が小さくなると予想したが、わずかに大きくなる結果となり、MCMCによる配分に起因する変動分を抽出するのは難しいという結果となった。平均値はほぼ一致していることから、標準偏差算出の算法に傾向があるものと推察されるが、詳細は今後の課題としたい。

日ごとに、方法Aによる50回の繰り返し計算の結果を取り出して、その標準偏差を計算したものを表-3に示す。ここでは、霞が関ランプ～谷町JCTの区間（外回り・内回り）を一例として挙げた。参考までに、経路選択モデルのパラメータを10倍、0.1倍として配分計算を行ったものも併せて示している。

各日において、OD交通量は一定なので、日ごとに求まる方法Aによる配分結果の標準偏差は、純粋に、MCMCを用いた配分に起因する変動である。また、方法Bによって求まる交通量の標準偏差は、OD交通量の変動分を表していると考えられる。これらを考慮すると、表-3から、MCMCを用いた配分に起因するリンク交通量の変動は、OD交通量の変動よりかなり小さいことがわかる。もし、旅行者の経路選択の変動がOD交通量の変動に対して卓越していれば、一日のOD交通量にMCMCを適用した配分手法により交通量分布の実現値として交通量の日々の変動を

表現できることとなるが、この結果は少なくとも研究対象においては、OD交通量の変動を取り扱わなければ、交通量の日々の変動は表現できないことを示している。また、パラメータの絶対値が大きくなるほど、MCMCを用いた配分に起因する交通量の変動は小さくなる傾向があることが確認できた。

6. 結論と今後の課題

本研究では、首都高速道路のネットワークを対象に、ベイジアンアプローチの適用可能性に関する検討を行った。具体的には、ベイズ推定法を用いて経路選択モデルを推定し、かつ、交通量の日々の変動を考慮できる可能性のあるMCMC法を用いて、交通量配分を行った。

経路選択モデルの推定では、ベイズ推定法との比較

のために最尤推定法でも推定を行った。2つの推定法によるモデルを比較すると、パラメータの平均値については非常に近い値が推定され、本研究で対象とした経路選択の文脈においては、平均値を用いる限り、いずれの推定法を用いたモデルを適用しても交通量配分結果に大きな相違は表れないと考えられる。また、パラメータの標準偏差の推定においては、ベイズ推定法を用いると安定的な結果を得やすいことが示唆された。

交通量配分については、交通量の平均値の推定においては、条件付確率的利用者均衡 (CSUE) を前提とした、MCMCを用いた交通量配分の有効性が確認できた。しかし、交通量配分については、本研究では旅行者の経路選択の変動分を抽出したり、MCMCを用いた配分がどの程度、この変動分を再現できるかという点に関しては確認することができず、今後大きな課題を残すこととなった。リ

表-3a 方法Aの日ごとの標準偏差 (霞が関ランプ~谷町JCT・外回り)

9時台 外回り	実測値	パラメータ0.1倍			通常			パラメータ10倍		
		方法B	方法A(MCMC)		方法B	方法A(MCMC)		方法B	方法A(MCMC)	
			平均	標準偏差		平均	標準偏差		平均	標準偏差
12月3日	3533	3742	3743	27.0	3798	3804	21.3	3890	3887	0.1
12月4日	3686	4082	4080	22.3	4106	4114	22.8	4212	4210	0.6
12月5日	3699	3904	3903	24.4	3937	3945	22.0	4052	4050	0.8
12月6日	3619	3936	3935	24.5	3956	3964	20.5	4071	4070	0.7
12月7日	3570	4003	4001	21.5	4032	4038	25.8	4134	4131	0.5
12月10日	3595	3961	3962	25.2	4003	4011	25.0	4104	4102	0.5
12月11日	3597	3919	3919	28.9	3977	3984	20.0	4096	4094	0.6
12月12日	3571	3931	3927	27.3	3956	3961	21.9	4069	4067	0.5
12月13日	3150	3598	3599	29.8	3679	3684	22.2	3710	3708	0.4
12月14日	3627	4074	4079	27.3	4120	4132	26.2	4240	4238	0.6
12月17日	3621	3921	3922	23.5	3991	3998	25.6	4104	4102	0.8
12月18日	3518	3984	3987	24.5	4002	4010	19.9	4099	4097	0.5
12月19日	3387	3642	3639	23.0	3635	3642	26.3	3734	3733	0.0
12月20日	3510	3806	3807	28.8	3895	3901	20.5	3960	3957	0.5
12月21日	3596	4045	4048	26.8	4089	4098	23.9	4214	4213	0.7
標準偏差	134.4	146.5			142.9			159.5		

表-3b 方法Aの日ごとの標準偏差 (霞が関ランプ~谷町JCT・内回り)

9時台 内回り	実測値	パラメータ0.1倍			通常			パラメータ10倍		
		方法B	方法A(MCMC)		方法B	方法A(MCMC)		方法B	方法A(MCMC)	
			平均	標準偏差		平均	標準偏差		平均	標準偏差
12月3日	2684	2369	2367	29.2	2301	2301	12.1	2518	2517	11.1
12月4日	3063	2757	2750	28.3	2629	2626	13.2	2836	2833	6.5
12月5日	2922	2596	2593	32.6	2483	2481	13.0	2709	2704	8.9
12月6日	3037	2705	2697	29.0	2591	2587	15.8	2798	2795	6.9
12月7日	3001	2630	2626	29.2	2499	2498	12.7	2716	2714	8.9
12月10日	3039	2678	2672	28.9	2561	2559	12.2	2766	2763	10.0
12月11日	3012	2625	2615	29.4	2548	2549	14.2	2750	2750	7.8
12月12日	2926	2642	2633	29.6	2526	2524	13.7	2736	2734	10.8
12月13日	2431	2107	2103	24.0	1996	1995	14.3	2171	2168	5.1
12月14日	2586	2417	2415	29.7	2320	2318	13.0	2526	2523	5.9
12月17日	3004	2670	2665	29.0	2578	2576	13.6	2765	2763	6.3
12月18日	2989	2673	2668	30.9	2563	2560	14.2	2774	2772	6.0
12月19日	3072	2790	2785	33.0	2645	2639	15.6	2916	2914	8.8
12月20日	3151	2709	2704	33.4	2665	2663	12.5	2830	2827	9.0
12月21日	3104	2616	2611	32.7	2493	2490	12.4	2692	2689	7.2
標準偏差	205.0	175.9			172.3			179.9		

ンク交通量に変動をもたらす支配的な要因と共に今後も研究を進める必要がある。

また、経路選択モデルにおいても交通量の変動やこれに起因する旅行時間の変動が旅行者の選択行動に影響を与えているという点を考えれば、経路選択モデルと交通量配分手法の両者において、どのように整合的に変動の影響を組み込むべきかという点も非常に大きな課題の一つであると考えられる。

末筆ながら、本研究を進めるに際し、貴重なデータの貸与をお許しいただいた首都高速道路株式会社に対して心より謝意を表します。

参考文献

- 1) 古谷知之：ベイズ統計データ分析，朝倉書店，2008.
- 2) Lancaster, T. : An Introduction to Modern Bayesian Econometrics, Blackwell Publishing, 2004.
- 3) 伊庭幸人，種村正美，大森裕浩，和合肇，佐藤整尚，高橋明彦：計算統計Ⅱ，岩波書店，2005.
- 4) Train, K. E. : Discrete Choice Methods with Simulation, Cambridge University Press, 2003.
- 5) 大園涉，室町泰徳：ベイズ推定法を用いた買物交通手段選択モデルの構築に関する研究，土木計画学研究・論文集，Vol. 25, pp.717-722, 2008.
- 6) 中山晶一郎：経路選択行動のday-to-dayダイナミクスと交通ネットワーク均衡の形成プロセス，土木学会論文集D, Vol.65, No.1, pp.1-11, 2009.
- 7) 中山晶一郎，高山純一：交通需要と経路選択の確率変動を考慮した確率的ネットワーク均衡モデル，土木学会論文集D, Vol.62, No.4, pp.537-547, 2006.
- 8) Hazelton, M. L., Lee, S. and Polak, J. W. : Stationary states in stochastic process models of traffic assignment: A Markov chain Monte Carlo approach, Transportation Traffic Theory, pp.341-357, 1996.
- 9) Hazelton, M. L. : Some remarks on stochastic user equilibrium, Transport Research B, Vol.32, No.2, pp.101-108, 1998
- 10) 衛羽中，井料隆雅，朝倉康夫：ネットワークにおける利用者交通行動の事後確率分布，土木計画学研究・講演集，Vol.40, CD, 2009.

交通量配分に対するベイジアンアプローチの適用可能性に関する研究*

河本直志**・室町泰徳***

本研究では、首都高速道路のネットワークを対象に、ベイズ推定法で経路選択モデルを推定し、交通需要予測への適用可能性を検討した。また交通量の日々の変動を考慮できる可能性のあるMCMC法を用いて交通量配分を行い、その有効性を検討した。経路選択モデル推定では、モデルパラメータの標準偏差の推定においては、ベイズ推定法を用いると安定的な結果を得やすいことが伺えた。交通量配分では、交通量の平均値の推定においては、MCMC法による配分の有効性が確認できた。しかし、交通量の変動に関しては、確率的な経路選択モデルに依存する変動分を抽出するのは難しく、そもそもOD交通量の変動に対してその変動は小さいことが示唆された。

The Applicability of Bayesian Approach to Traffic Assignment*

By Naoyuki KAWAMOTO**・Yasunori MUROMACHI***

In this paper, we developed route choice model for Tokyo Metropolitan Expressway with Bayesian estimation method, and carried out traffic assignment by using MCMC method. We found that we can estimate standard deviation of parameters stably when using Bayesian estimation method. In addition, we confirmed that MCMC method is effective in calculation of average traffic volume. However, it seems difficult to extract the variance of traffic volume depending on stochastic route choice model, which is estimated to be much smaller than the variance depending on demand change.
