ETC-ODデータを用いた首都高速道路における 短期的な将来OD交通量の予測に関する研究

西内 裕晶¹・Marc MISKA²・桑原 雅夫³・割田 博⁴

¹正会員 日本大学助教 理工学部社会交通工学科 (〒274-8501 船橋市習志野台7-24-1-744)

E-mail: nishiuchi.hiroaki@nihon-u.ac.jp

²Member of JSCE, Research Associate, Smart Transport Research Centre, Queensland University of Technology
(2 George St GPO Box 2434, Brisbane Qld 4001, Australia)

E-mail: marc.miska@qut.edu.au

³正会員 東北大学大学院教授 情報科学研究科 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)

E-mail: kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

⁴正会員 首都高速道路株式会社 神奈川管理局 (〒221-0044 横浜市神奈川区東神奈川1-3-4)

E-mail: h.warita1116@shutoko.jp

本研究では、首都高速道路におけるETC-ODデータを用いて短期的な将来のOD交通量を予測する方法の提案を行う。具体的には、蓄積されたETC-ODデータをベイジアンネットワークにより学習し、確率的に短期的な将来OD交通量を予測するものである。構築したモデルを用いて、まず、その予測値の出力方法の違いと予測対象時間の違いによる予測精度の違いを考察した。次に、ODペアが持つOD交通量の変動特性の違いと予測精度の違いについて検証し、OD交通量の変動が大きいODペアでは時間帯別平均OD交通量よりも提案したモデルの方が予測精度を改善できることが分かった。また、ODペア間の交通状況として旅行時間情報をOD予測モデルに加味することで、予測精度が更に改善されることが明らかとなった。

Key Words : OD volume, short-term prediction, ETC-OD data, Bayesian network

1. はじめに

近年の動的な交通管理やリアルタイムでの交通情報提供¹⁾の必要性の高まりにより、正確なOD交通量データのシステムへの入力も重要性が増している。実際に多く使われているOD交通量データは、ある日に全入口でアンケートを配布し、その回答結果に基づき推定されたものである。しかしながら、このOD表はある代表的な1日を表現しているものであり、動的な交通管理を検討する場合には質・量ともに不十分であると考えられる。また、筆者ら²⁾が過去に行ったOD交通量の変動分析の研究結果より、OD交通量は、ODペアや時間帯によって日々・時々刻々とその水準を変えながら発生していることが分かっていることから、それに順応する形で、OD交通量も適切に動的な交通管理において扱われる必要がある。そこで本研究では、30分間OD交通量を対象として、OD交通量の変動特性を柔軟に取り扱うことが可能であり、それぞれの要因の状態によって、OD

交通量のばらつきの程度も出力することが可能なOD交通量予測モデルの構築を行う。具体的には、様々な要因間の因果関係をグラフ構造によって表現し、その出力結果を要因間との条件付き確率で提示されるベイジアンネットワークを用いて、首都高速道路において数十分先など短期的な将来OD交通量の予測モデルの構築を行うものである。

2. 既存の研究

動的なOD交通量データの必要性から、多くの研究者がその推計や予測手法を提案してきた。その多くの研究が、道路ネットワーク上のリンクや入口・出口で計測されるリンク交通量や流入出交通量を、ある時点を推計する場合は交通量配分手法を組み合わせた方法で、ある時点から先を予測する場合には交通量配分手法の結果とカルマンフィルタモデルを組み合わせた方法により行われている。Okutani³⁾は、

カルマンフィルタを用いたOD交通量予測モデルの構築を行い、仮想道路ネットワーク上において観測されるリンク交通量を用いて、その手法の有用性を検証している。Ashok & Ben-Akiba⁴⁾は、リアルタイムOD交通量予測システムのフレームワークを構築し、マサチューセッツ州のRoute128において、システムの有用性を検証している。具体的に、構築したシステムはR128に設置される120箇所の入口・出口交通量を観測し、蓄積したデータと交通量配分手法により、推計OD交通量の蓄積データベースを作成する。リアルタイムOD交通量予測については、蓄積した推計OD交通量データを現時点のOD交通量の状態とし、それと予測時点に観測した入口・出口交通量データを入力値として、カルマンフィルタモデルを用いることにより算出される。Kachrooら⁵⁾は、これまで提案されたカルマンフィルタモデルは、ノイズ項が正規分布を仮定したモデルであるため、時系列OD交通量のノイズがガウジアン分布に従わない、もしくはカラードノイズである場合、直接既存のカルマンフィルタモデルをOD交通量予測に適用することが困難であることを指摘している。この問題点に関してカルマンフィルタモデル式のノイズ項をホワイトノイズ配列に置き換えることで、OD交通量の予測精度が向上することを実データを用いて確認している。Zhou & Mahmassani⁶⁾は、カルマンフィルタモデルを用いてOD交通量を予測する際に必要となる、予測時点における交通状態推計量を、推計OD交通量を日々システムに学習させながら推計し、当日の状況下により近い状況下のOD交通量を予測するシステムを構築している。

また、計測技術の発展により、AVIデータやETCデータを用いた推計/予測手法も提案されてきている。Asakuraら⁷⁾は、AVIデータで観測されたOD交通量データを用いて動的なOD交通量モデルを構築した。具体的には、複数のAVIが設置されている対象区間において、実際にAVIで車両が検知されるパターンによって、総交通量と検知された車両台数の関係モデル化し、真のOD交通量を推計するモデルを構築している。Camusら⁸⁾は、観測・蓄積されたランプ間OD交通量データを用いて、将来OD交通量の予測方法を提案している。具体的には、リアルタイムでの観測を考慮して、OD交通量データを直接用いるのではなく、観測可能なランプ流入交通量を用いた予測時点における将来流入交通量の予測モデルを構築している。Kwon & Varaiya⁹⁾は、サンフランシスコ市におけるETC Tag Reader Systemから得られたデータを用いて、OD交通量予測手法を提案している。Kwon & Varaiyaが用いたETCデータは、道路ネット

ワークの本線上に設置されたアンテナで感知されたデータである。ここで、Kwon & Varaiyaは、道路ネットワークをゾーンに分類し、ゾーン間OD交通量の予測をシミュレーション上で行っている。予測方法としては、Asakuraら⁷⁾の方法とほぼ同じである。倉内ら¹⁰⁾は、阪神高速道路の入口・出口で観測されるETC利用者の時間帯別集約ランプ間OD交通量データを用いて、最小自乗推定量を用いたOD交通量推計モデルを構築している。具体的には、ETCデータから得られたオンランプごとのオフランプ利用率を先験情報として取り扱い、それを観測流入・流出交通量データを用いて補正しながらOD交通量を推計していくモデルである。これらの研究の多くは確定値を予測結果として出力しているのが特徴である。しかしながら、筆者ら²⁾の解析により、OD交通量はODペアによってはその変動量が多く、確定値を予測値とするよりも、確定値の周辺確率も定義できるモデルが望ましいものと考えられる。

そこで本研究では、次章で述べる実際に計測された蓄積データにより将来OD交通量の発生確率を様々な事象を容易に考慮可能で、そのモデル構造や説明変数間の因果関係が直感的に理解しやすいベイジアンネットワークによる短期的な将来OD交通量の予測手法を提案する。

3. ベイジアンネットワーク

(1) ベイジアンネットワーク概要

ベイジアンネットワークとは、複数の確率変数間の定性的な因果関係を非巡回な有向グラフ構造によって表し、個々の変数間の定量的な関係を条件付き確率で表す確率モデルである¹¹⁾。変数間の因果関係について、原因となるノードを親ノードと呼び、結果となるノードを子ノードと呼ぶ。ここで、ベイジアンネットワーク上の確率変数を $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ とし、これらの子ノードとする親ノードの集合を $Pa(X_i)$ とする。その時、子ノードが発生する確率は、親ノードとの条件付き確率 $P\{X_i | Pa(X_i)\}$ と示される。また、全ての確率変数の同時確率分布は式(1)のように表わされる。

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P\{X_i | Pa(X_i)\} \quad (1)$$

図-1には、ベイジアンネットワークのグラフ構造を図化した例と出力となる条件付き確率表の例を示す。図-1内の条件付き確率表は、ノードx1に着目

図-1 ベイジアンネットワークと条件付き確率表

し、その $x1$ と因果関係にある親ノード($x2, x3, x4$)の状況に応じた条件付き確率を示している。なお、ここで例にしたノード $\{x1, x2, x3, x4\}$ は、0 または 1 の値を取る確率変数としている。

ベイジアンネットワークは、不確実な要素を取り入れることへのモデルの柔軟さから、マーケティングでの消費者の商品選択要因の研究¹²⁾や機械工学におけるシステム故障診断¹³⁾など、すでに多くの分野で適用されている。

(2) ベイジアンネットワークを用いたOD交通量予測手法

Sun ら¹⁴⁾は、ベイジアンネットワークモデルを用いてリンク交通量を予測する方法を提案している。それは、予測時点直前の当該リンク交通量データと周辺リンクの交通量データを親ノードとして、子ノードである将来リンク交通を予測するものである。また、OD 交通量予測に関してもベイジアンネットワークを用いた研究はあり、Castillo ら¹⁵⁾やHezelton¹⁶⁾は、ベイジアンネットワークを用いた OD 交通量予測手法を提案しており、数値計算上のデータを用いて予測手法の検証を行っている。しかしながら、これらの研究では、実際に計測・蓄積されたデータを用いて、ベイジアンネットワークにより条件付き確率表を学習したものではない。そこで本研究では、首都高速道路にて実際に計測された ETC-OD データをベイジアンネットワークで学習することにより、現在、実務で使われている時間単位よりも短い 30 分程度先の OD 交通量を予測する手法について検討を行うこととする。

4. ベイジアンネットワークによるOD交通量の短期的予測手法の構築

(1) ベイジアンネットワークの構築方法

ここでは、本研究における OD 交通量予測のため

のベイジアンネットワークの構築方法を示す。本研究で提案する OD 交通量予測モデルは、時刻と予測時点直前の 30 分間 OD 交通量を親ノードとし、予測 30 分間 OD 交通量が子ノードとなるベイジアンネットワークを構築する(図-2 参照)。

条件付確率表を推計する際には、OD 交通量を離散化する必要がある。ここで、OD 交通量を 1 台単位で細かく離散化すると、OD 交通量がとりうる値が多岐に渡り、条件付確率表を推計するためには膨大な日数の観測が必要となる。しかしながら、本研究で用いた ETC-OD データは、後述するように 163 日分のデータであるため、その日数が十分でない。よって本研究では、OD 交通量のノードのカテゴリを「予測時点に得られる OD 交通量データが過去の平均値に対してどの程度の割合で異なるか」が表現できるように設定する。すなわち、予測時点における当日の OD 交通量レベルが、当該時間帯における平均 OD 交通量に対して何割程度乖離しているかを判断し、それに対して予測 OD 交通量が予測対象時間帯の平均 OD 交通量に対してどの程度の乖離が生じるかを予測するベイジアンネットワークを構築する。

上記により、本研究で構築したベイジアンネットワークから出力されるのは、予測時間帯における平均 OD 交通量に対する割合であり、本研究ではベイジアンネットワークの出力値 $R_{rs}^{30}(t)$ を、式(2)と(3)のように、あらかじめ ETC-OD データから算出した時間帯別平均 OD 交通量に乗ずることにより予測値を決定する。

$$\hat{q}_{rs}^{30}(t) = \mu_{rs}^{30}(t) \cdot R_{rs}^{30}(t) \quad (2)$$

$$\mu_{rs}^{30}(t) = \frac{\sum_N q_{rs}^{30}(t)}{N} \quad (3)$$

ここで、

$\hat{q}_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の予測 30 分間 OD 交通量

$\mu_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の平均 30 分間 OD 交通量

$R_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の予測 30 分間 OD 交通量が同時時間帯における平均 30 分間 OD 交通量に対する割合(予測値)

$q_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の 30 分間 OD 交通量

N : ベイジアンネットワークの学習に用いたデータ取得日数

なお、ベイジアンネットワークによる OD 交通量予測モデルを構築するための確率変数間の因果関係

に基づく条件付き確率分布の推計には、UnBBayes¹⁷⁾を用いた。UnBBayesでは、ネットワーク形状に対応しながら、出現したデータの頻度分布を条件付き確率分布として用いている。構築したベイジアンネットワークのネットワーク構造を図-2に示す。本研究で用いたETC-ODデータは、首都高速道路におけるある入口から30分間ランプ間OD交通量データ(以下、OD交通量)である。詳細なデータの取得状況は表-1に示す通り、2006年6月26日～2007年3月23日の間で欠損日を除く平日163日間である。その内で、条件付き確率の学習に用いたETC-ODデータは、2006年6月26日～2007年2月末のデータである。また、予測の対象は、2007年3月5日～9日、12日～16日の平日で、時間帯は午前7時から午後7時までの12時間である。なお、30分間OD交通量の集計は5分間隔で行っている。

(2) 予測OD交通量の決定方法と予測対象時間に着目した予測精度の検証

a) 予測値の決定方法と予測対象時間に着目した予測精度の検証概要

予測したOD交通量の予測精度は、予測当日に観測された実測値とのRMSE (Root Mean Square Error)を用いて検証する。また、予測OD交通量の精度の比較対象には、ETC-ODデータから算出される時間帯別30分間平均OD交通量(式(3))と実測値とのRMSEを用いた。

構築したベイジアンネットワークの予測精度を確認する際には、次に述べる2点に着目する。1点目は、ベイジアンネットワークから推定された条件付確率表から予測OD交通量を決定する方法の違いである。

ベイジアンネットワークを用いて予測値を出力する際に、条件付き確率表からどのカテゴリを出力値とするかによって、予測値の精度も異なってくる事が考えられる。そこで本研究では、出力値の選定

図-2 構築したベイジアンネットワーク

方法の違いによる精度の比較を行う。具体的には、条件付き確率の最大値を示す予測OD交通量の値を出力値とする場合と、出力が確率分布であることを生かして、確率値が高い上位5個のカテゴリにおいて、当てはまったデータの頻度を用いた加重平均を用いる場合の予測精度の比較を行った(図-3参照)。2点目は、予測対象時間帯の違いによるOD交通量の予測精度の違いの考察である。具体的には、予測対象時間を5分先から5分刻みに設定し、どの程度先までであれば、提案する予測モデルから出力された予測OD交通量が平均OD交通量よりも高精度であるのかを確認するものである。

b) 検証対象ODペア

予測値の決定方法の検証に用いられたODペアを図-4に示す。ここでは、錦糸町～京葉道を対象とし、構築したベイジアンネットワークの基本的な特性を調べるための対象とした。その条件としては、OD交通量が比較的多いODペアであること、OD間距離も短く経路上に分岐点も無いため経路選択行動など考慮する必要が無いこと、同時に交通事故などが予測対象日時時間帯に発生しておらず、ある程度大きな交通量の変動など他の要因をできるだけ排除した形で予測精度を検証できると考えられるからである。

表-1 利用したETC-ODデータの取得期間と集計方法

データ取得期間	2006年6月26日～2007年3月23日の平日163日間 (データ欠損日は除く)
学習用データ	2006年6月26日～2007年2月末
予測用データ	2007年3月5日～9日、 12日～16日
対象時間帯	7時～19時(12時間)
交通量集計単位	30分間、5分間隔に集計

図-3 条件付確率表からの予測OD交通量レベル決定方法

図-4 予測OD交通量の決定方法検証に用いたODペア

c) 予測値の決定方法と予測対象時間に着目した予測度の検証結果

ここでは、ベイジアンネットワークで推計する条件付き確率分布から、確率最大値を予測値とする方法と加重平均値を予測値とする方法の2つの予測値決定方法に着目し、どちらを予測値として採用すべきかについて、予測誤差(RMSE)を予測対象時間帯別に比較しながら検討する。具体的には、ベイジアンネットワークから得られる予測値と実測値のRMSE (式(4))と平均値を予測値とした場合のRMSE (式(5))の差を2つの予測値決定方法別に求め、予測対象時間帯がどの程度先までなら、ここで提案するベイジアンネットワークの予測精度が、平均値を予測値とした場合よりも良くなるのかを検討するものである。その結果を図-5に示す。

$$RMSE_{rs}^{Pred} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{Num} (\hat{q}_{rs}^{30}(t) - q_{rs}^{30}(t))^2}{Num}} \quad (4)$$

$$RMSE_{rs}^{Ave} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{Num} (\bar{q}_{rs}^{30}(t) - q_{rs}^{30}(t))^2}{Num}} \quad (5)$$

ここで、

$RMSE_{rs}^{Pred}$: 起点 r 、終点 s とする予測 OD 交通量と実測 OD 交通量の RMSE

$RMSE_{rs}^{Ave}$: 起点 r 、終点 s とする平均 OD 交通量と実測 OD 交通量の RMSE

Num : データ数 (ここでは予測時点数)

図-5では、縦軸を予測値のRMSEと平均値のRMSEの差としており、縦軸の負の領域に点がプロットされるほど、モデルによる予測値の方が平均値を予測値とするよりも精度が高いことを示している。ここから、予測対象を15分先とした時に、確率最大値を予測値として採用した場合のRMSEの差が時間帯別平均OD交通量を予測値とした場合よりも、精度

図-5 予測値の決定方法と予測対象時間の違いによるOD交通量予測精度の違い (1つの点はある予測日1日を示す)

が悪くなる日が出現した。それ以降も予測対象時間を長くするに従って、条件付き確率分布から加重平均を予測値として採用する場合の方が、確率最大値を予測値として採用する場合よりも若干ではあるものの予測誤差が小さくなる傾向にあることが明らかとなった。

また、予測対象時間について、30分程度先を予測対象時間とした際にRMSEで最大2台程度の誤差が生じていることが分かる。さらに、30分程度先を予測した場合において、両者の予測誤差の乖離が大きくなっており、加重平均値を予測値として採用する場合では、30分程度先までであれば、最大の確率値を予測値とするよりも比較的高い予測精度で予測できることが分かる。

ここで、図-6には、加重平均を予測値として採用した場合に出力された予測OD交通量、予測精度の検証に用いた蓄積OD交通量データから算出した平均OD交通量ならびに実測されたOD交通量の推移を比較した結果を示す。図-6より、実測OD交通量に対して予測OD交通量の推移は予測対象時間に合わせて遅れが生じていることが分かる。これは、予測時直前30分間の実測データを参照しながらOD交通量の予測を行っていることから、結果として、予測結果が移動平均と類似しているようになっていることが主な原因であると考えられる。よって、今後はこの問題点の解決が必要である。しかしながら、平均OD交通量に比べて、当日の変動を捉えることはできており、その点で、RMSEもベイジアンネットワークにより改善できていると言える。

5. 提案するOD交通量予測手法の精度検証

(1) 予測したOD交通量と流入交通量の傾向比較

ここでは、構築したベイジアンネットワークを用

図-6 予測OD交通量，実測OD交通量，平均OD交通量の推移(予測対象日：2007年3月5日)

図-7 総OD交通量と流入交通量の比較対象ODペア

いて、ある入口から出発するOD交通量を予測し、その結果を集約したOD交通量(以下、総OD交通量)と当該入口の流入交通量の比較を行う。

a) 比較に用いたODペア

検証に用いたODペアは、用賀本線料金所を起点とするODペアとした。また、ETC-ODデータから得られる用賀本線料金所から出発する交通量の90%を占める30分間平均OD交通量が0.5台以上のODペアを対象とし、その数は40 ODペアとなった(図-7参照)。なお予測対象は、筆者らがデータ取得が可能であった期間内最後の平日2週間分である2007年3月5日～9日、12日～16日とし、首都高速道路の発表では、当該時期のETC利用率は約70%である¹⁸⁾。なお、比較の対象は、用賀本線料金所の流入交通量とした。

b) 総OD交通量と流入交通量の傾向比較結果

図-8～12には、2007年3月5日～9日の30分間流入交通量と30分間総OD交通量の推移を示している。ここで、30分間流入交通量もベイジアンネットワークで予測した30分間総OD交通量と同様に時間帯別平均流入交通量に対する予測対象日の変動比にカテゴリ化し、そのカテゴリに応じて30分間流入交通量の値を決定した。また、予測時期のETC利用率が約70%であったこと、予測対象としたODペアが用賀本線

料金所から出発する交通量の90%を占めることを加味して調整した予測値も参考として図-8～12に示している。各図より、予測結果である30分間総OD交通量は、流入交通量の推移に対して、ピーク時等の変動量を同程度にまで予測はできていないものの、その傾向としてはどちらも同じように推移していることが分かる。ここで、推移の傾向が妥当に予測されているのかどうかについて、図-13に予測日別流入交通量と総OD交通量の相関関係を見る。図-13より、予測日により相関の傾向には違いがあるものの、全体的に正の相関関係が見られる。ここで、全予測日の各時間帯のデータを用いて相関係数を確認すると、+0.56と正の相関関係が示された。よって、30分間総OD交通量は、30分間流入交通量の推移の傾向を概ね捉えていると言える。

一方で図-8～12より、30分間総OD交通量の推移は、30分間流入交通量のピーク時等の変動量に対しては十分な精度を確保できていない。この理由に関しては、ベイジアンネットワークで設定した30分間OD交通量水準のカテゴリに問題があるものと考えられる。本研究で設定した30分間OD交通量水準のカテゴリは、平均OD交通量に対して最大で1.375倍までが考慮されており、それ以上の水準で交通量が発生した場合でも平均OD交通量に対して1.375倍の値が予測値とされ、それはピーク時において観測値に比べて過小評価となる。よって、今後、学習用のETC-ODデータの取得期間を増やすことによって、平均OD交通量に対するより大きな変動幅にも対応できる予測モデルの構築が必要である。

(2) OD交通量変動量と予測精度の関係

a) 検証対象ODペア

検証に用いられたODペアを図-14に示す。また、図-14には抽出したODペアの変動特性を図内の表に示している。OD交通量の変動は、ODペアによってその特性が異なることが筆者ら²⁾の研究で明らかになっている。具体的には、ODペアが持つ日変動特性を示す級間分散と時間変動特性を示す級内分散は、ODペアにおける入口・出口の道路ネットワーク上の位置関係により特徴が異なることが明らかとなっている。OD番号(1)と(2)のように、他社の高速道路から首都高速道路に流入し本線料金所と同一路線の出口より流出するような級間・級内分散が他に比べて高いODペアから順に、級間分散値が低いODペアを(10)まで抽出している。

本節では、これらのODペアが持つ変動特性の違いに着目し、OD交通量の予測精度について考察を行う。これにより、交通流シミュレーション等へ予

図-8 総OD交通量と流入交通量の推移
(予測対象日：2007年3月5日(月))

図-9 総OD交通量と流入交通量の推移
(予測対象日：2007年3月6日(火))

図-10 総OD交通量と流入交通量の推移
(予測対象日：2007年3月7日(水))

図-11 総OD交通量と流入交通量の推移
(予測対象日：2007年3月8日(木))

図-12 総OD交通量と流入交通量の推移
(予測対象日：2007年3月9日(金))

図-13 予測日別流入交通量と総OD交通量の相関関係

OD番号	入口	出口	級間分散	級内分散
(1)	永福本線	初台	14.852	1.656
(2)	用賀本線	池尻	11.839	1.969
(3)	錦糸町	京葉道	4.947	1.180
(4)	大井本線	千鳥町	4.002	1.194
(5)	初台	中央道	3.407	1.096
(6)	市川本線	東名道	3.166	1.107
(7)	用賀本線	東関東道	3.043	1.278
(8)	永福本線	東関東道	2.810	1.203
(9)	霞が関	東名道	2.424	1.120
(10)	錦糸町本線	中央道	2.298	1.116

*級間分散・級内分散は5分間平均OD交通量で平準化

図-14 予測精度検証に用いられたODペア

測OD交通量を適用する際に、特に高い予測精度が求められるであろう変動量の高いODペアの予測精度をどの程度確保できるのかについて確認する。また、単純に時間帯別平均OD交通量でも十分な予測精度を確保できそうな変動量が小さいODペアにおいても、本手法により、どの程度予測精度が高くなるのかについても明らかにする。

b) OD交通量変動量に着目した予測精度検証結果

予測対象ODペアに対する予測結果を表-2～11に示す。なお、表中の太字にて、提案した予測モデルにより予測精度が改善された日を示している。各表より、級間分散が高いODペアほど予測OD交通量の方

は時間帯別平均OD交通量よりもRMSEが低くなり、級間分散が低くなる順に時間帯別平均OD交通量の方は精度が高い日が多くなる傾向が見られる。この傾向について、級間分散が低いODペアは日変動が小さく、そのようなODペアについては、過去の蓄積データより得られた時間帯別平均OD交通量でもある程度高い精度で予測することが可能であることが考えられる。しかしながら、級間分散が低いODペアにおいて、時間帯別平均OD交通量の方が予測OD交通量よりも精度が高い日についても、RMSEの差は1台以内である。よって、日変動が小さいODペアに関しても、本研究で構築した予測モデルにより、既に実務において利用されている時間帯別平均OD交通量を予測値とするよりも同等以上に予測値を出力できることが示された。

ここで、図-15にはOD(1) (永福本線→初台)について、図-16にはOD(19) (錦糸町→中央道)について予測OD交通量と時間帯別平均OD交通量の推移を示す。前章での予測結果と同じく、予測OD交通量が実測のOD交通量に変化に対して予測遅れが生じていることが分かるものの、平均値よりも当日の状況に応じた予測結果を出力していることが分かる。一方で、急激な変化(例えば、図-15の14:30以降)には対応できておらず、学習データの増加と共に、予測モデルのカテゴリ設定方法を検討する必要がある。

(3) OD時間の変動を考慮したOD交通量予測モデルの検証

a) 旅行時間を考慮したベイジアンネットワークの構築

首都高速道路において所要時間情報はリアルタイムで利用者に提供されており、道路利用者はこの情報も用いながら、利用経路の変更や利用出入口の変更などを行っていることが想像される。これは、小根山ら¹⁹⁾のETC-ODデータを用いた研究によっても、ETC利用者が高速道路上の交通状況によって普段利用する入口を転換する傾向にあることが明らかにされている。よって、ある時間単位で集計されたOD交通量も、このような入口選択行動の変化も集計されたデータであることを考えると、交通状況によって集計OD交通量も交通状況により変動していることが想像される。そこで本研究では、前章で構築したベイジアンネットワークに、OD間のある区間における旅行時間の情報を新たな説明変数として追加したベイジアンネットワークの予測モデルも構築した。構築したベイジアンネットワークのグラフ構造は図-17に示す。

表-2 OD(1) (永福本線→初台)の予測結果比較

OD番号 (1)	入口 永福本線	出口 初台	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			12.90	1.66	14.85
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	27.84	20.94	17.63	18.62	16.46
平均	38.77	23.08	21.41	21.89	28.88
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	17.18	18.98	27.54	27.24	24.74
平均	14.32	19.25	28.07	34.66	34.27

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-3 OD(2) (用賀本線→池尻)の予測結果比較

OD番号 (2)	入口 用賀本線	出口 池尻	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			15.25	1.97	11.84
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	19.51	17.89	26.93	25.69	21.92
平均	28.25	23.27	28.47	37.69	20.94
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	22.21	18.94	22.18	20.87	22.19
平均	25.10	21.27	29.46	24.62	21.55

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-4 OD(3) (錦糸町→京葉道)の予測結果比較

OD番号 (3)	入口 錦糸町	出口 京葉道	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			23.13	1.18	4.95
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	12.13	10.49	12.10	13.81	13.23
平均	13.37	9.85	12.73	15.01	16.61
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	14.61	14.74	12.07	13.30	14.61
平均	17.76	15.68	13.39	16.33	18.11

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-5 OD(4) (大井本線→千鳥町)の予測結果比較

OD番号 (4)	入口 大井本線	出口 千鳥町	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			17.00	1.19	4.00
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	12.62	11.16	11.66	14.49	17.55
平均	16.43	14.12	15.70	15.78	15.87
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	11.81	12.23	15.19	11.38	12.17
平均	11.53	12.82	15.73	12.69	10.83

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-6 OD(5) (初台→高井戸本線)の予測結果比較

OD番号 (5)	入口 初台	出口 高井戸本線	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			16.05	1.10	3.41
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	11.12	10.90	11.90	12.20	11.71
平均	10.88	10.50	12.23	12.59	13.00
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	10.06	10.97	10.03	13.19	13.84
平均	10.42	11.18	10.24	15.62	16.52

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-7 OD(6) (市川本線→東名道)の予測結果比較

OD番号 (6)	入口 市川本線	出口 東名道	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			7.17	1.11	3.17
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	8.60	8.59	9.52	9.75	8.39
平均	11.35	7.11	8.55	10.04	8.32
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	7.98	10.15	8.61	10.27	8.69
平均	10.36	11.84	9.34	10.64	9.48

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-8 OD(7) (用賀本線→東関東道)の予測結果比較

OD番号 (7)	入口 用賀本線	出口 東関東道	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			6.56	1.28	3.04
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	10.02	9.11	8.37	7.88	6.67
平均	13.20	8.39	9.11	7.71	6.28
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	9.16	7.56	10.06	7.68	5.89
平均	9.97	8.87	11.22	7.73	5.02

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-9 OD(8) (永福本線→東関東道)の予測結果比較

OD番号 (8)	入口 永福本線	出口 東関東道	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			7.46	1.20	2.81
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	9.02	8.34	9.07	8.27	8.99
平均	12.15	7.26	8.07	8.96	9.19
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	6.10	14.00	8.96	9.51	8.72
平均	5.73	13.78	9.19	10.00	10.39

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-10 OD(9) (霞ヶ関→東名道)の予測結果

OD番号 (9)	入口 霞ヶ関	出口 東名道	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			8.07	1.12	2.42
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	7.57	7.65	7.69	7.92	6.75
平均	7.83	7.51	6.98	7.29	7.77
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	8.92	8.23	7.64	8.66	10.61
平均	9.41	7.69	7.40	8.98	11.65

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

表-11 OD(10) (錦糸町本線→中央道)の予測結果

OD番号 (10)	入口 錦糸町本線	出口 中央道	平均5分間OD	級内分散	級間分散
			6.30	1.12	2.30
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測	8.02	7.20	6.31	7.80	8.36
平均	8.12	6.78	5.94	8.12	8.13
予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測	9.42	6.14	8.93	8.42	7.16
平均	9.60	5.36	8.06	8.65	6.72

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散:veh²

図-15 OD(1) (永福本線→初台)のOD交通量の比較

b) 分析対象区間と区間旅行時間の推計

ここでの予測精度の検証には、図-18に示している用賀本線料金所を発とする4ODペアを対象とした。旅行時間は、両ODペアの共通の区間である首都高

図-16 OD(10) (錦糸町→中央道)のOD交通量の比較

図-17 旅行時間情報を加えたベイジアンネットワーク

速道路3号渋谷線の用賀→谷町JCTにおいて本研究で用いたETC-ODデータと同日同時間帯に得られた車両感知器データから同時刻和法により推計された旅行時間を用いた。同時刻和法とは、情報提供時の交通状況が変化しないと仮定し、同時刻における当該区間の起点から終点までの車両感知器データから得られる区間所要時間の合計値を求める手法である²⁰⁾。OD交通量の予測対象時間は30分先とし、予測値の決定方法には、加重平均を用いる方法を採用している。

c) 旅行時間を考慮した場合の予測精度の変化

旅行時間の変化を考慮したベイジアンネットワークを用いてOD交通量を予測した結果を表-12～15に示す。なお、表中の太字にて、旅行時間情報を加味することにより予測精度が改善された日を示している。具体的には、旅行時間を考慮しない場合では、時間帯別平均OD交通量よりも予測精度が低かった予測日でも、旅行時間を予測モデルの説明変数として加えることによりRMSEの改善が見られた日を確認することができた。すなわち、ODペア間の区間における旅行時間を考慮することにより予測精度を

図-18 対象ODペアと旅行時間推計対象区間

向上できる可能性を示すことができた。

一方で、旅行時間を考慮した場合でも、その予測精度が平均値よりも劣る場合も見られる。そこで、RMSEにより予測結果を1日に集約するのではなく、全予測時点における予測OD交通量と実測OD交通量の関係を見る。図-19～22には、予測対象日10日間の全予測時間帯(5分刻み)の予測結果について実測OD交通量と予測OD交通量の関係を旅行時間の考慮の有無別に示している。各図より、これらの決定係数がほぼ同様の数値を示していることから、本稿で用いた旅行時間は、全ての予測時点にて予測精度を改善する効果が見られないことが分かった。

ここで、予測モデルの改善がRMSEにより顕著に見られた2007年3月9日と16日における、OD(1) (用賀本線料金所→池尻)のOD交通量の推移を予測手法別に図-23、24に示す。両図より、旅行時間を考慮した場合のOD交通量の推移は、旅行時間を考慮しない場合のOD交通量の推移に比べて、OD交通量実測値の推移傾向の変化に比較的対応できている傾向を見ることができる。具体的には、旅行時間を考慮しない予測結果では、実測OD交通量のピーク値をそのまま追いかけるような傾向にあるものの、旅行時間を考慮した場合においては、実測OD交通量のピークが減少傾向に転じた場合に旅行時間を考慮しない場合よりも小さい予測OD交通量を出力していることが分かる。これにより、わずかではあるが、旅行時間の変化を考慮することによって、RMSEの値が改善されているものと考えられる。しかしながら、図-19～22に示した通り、各予測時点における予測精度の向上効果は小さい。よって今後は、旅行時間自体も日々・時々刻々と大きく変化していることから、ベイジアンネットワークのノードでのカテゴリ設定方法等をより綿密に行い、細かなOD交通量の変動ならびに旅行時間の変動に対応可能なモデル構築が必要である。

表-12 OD(1)の旅行時間有無別RMSEの比較

OD番号 (1)	入口 用賀本線	出口 池尻	5分間平均OD	級内分散	級間分散
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測(旅行時間有)	19.91	18.06	26.38	25.43	20.30
予測(旅行時間無)	19.51	17.89	26.93	25.69	21.92
平均	28.25	23.27	28.47	37.69	20.94

予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測(旅行時間有)	22.09	19.05	21.75	20.18	20.19
予測(旅行時間無)	22.21	18.94	22.18	20.87	22.19
平均	25.10	21.27	29.46	24.62	21.55

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散: veh²

表-13 OD(2)の旅行時間有無別RMSEの比較

OD番号 (2)	入口 用賀本線	出口 渋谷	5分間平均OD	級内分散	級間分散
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測(旅行時間有)	14.57	10.64	14.29	13.26	10.52
予測(旅行時間無)	15.14	9.77	14.99	13.69	10.58
平均	19.94	11.99	13.81	13.48	11.67

予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測(旅行時間有)	13.32	12.01	11.45	10.70	12.47
予測(旅行時間無)	14.38	12.27	10.84	10.33	13.25
平均	18.05	13.79	12.86	11.93	11.82

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散: veh²

表-14 OD(3)の旅行時間有無別RMSEの比較

OD番号 (3)	入口 用賀本線	出口 霧が関	5分間平均OD	級内分散	級間分散
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測(旅行時間有)	11.38	10.06	14.68	11.09	7.61
予測(旅行時間無)	11.83	10.37	15.20	11.62	7.81
平均	11.45	11.49	13.89	11.82	7.82

予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測(旅行時間有)	12.99	9.93	9.37	7.50	9.73
予測(旅行時間無)	14.06	10.13	9.69	7.47	9.60
平均	12.42	11.10	9.34	9.54	9.96

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散: veh²

表-15 OD(4)の旅行時間有無別RMSEの比較

OD番号 (4)	入口 用賀本線	出口 市川本線	5分間平均OD	級内分散	級間分散
予測日	2007/3/5	2007/3/6	2007/3/7	2007/3/8	2007/3/9
予測(旅行時間有)	10.53	8.49	7.66	6.90	6.12
予測(旅行時間無)	10.02	9.11	8.37	7.88	6.67
平均	13.20	8.39	9.11	7.71	6.28

予測日	2007/3/12	2007/3/13	2007/3/14	2007/3/15	2007/3/16
予測(旅行時間有)	8.75	7.07	10.07	7.43	5.96
予測(旅行時間無)	9.16	7.56	10.06	7.68	5.89
平均	9.97	8.87	11.22	7.73	5.02

[単位]平均, RMSE: veh, 級内・級間分散: veh²

図-19 OD(1)の実測OD交通量と予測OD交通量の比較

図-20 OD(2)の実測OD交通量と予測OD交通量の比較

図-21 OD(3)の実測OD交通量と予測OD交通量の比較

図-22 OD(4)の実測OD交通量と予測OD交通量の比較

6. おわりに

本稿では、首都高速道路において観測されるETC-ODデータを用いて、時刻と予測直前の30分間OD交

図-23 30分間OD交通量の予測値(旅行時間の有無), 平均値, 実測値の推移(予測日: 2007年3月9日, 用賀本線→池尻)

図-24 30分間OD交通量の予測値(旅行時間の有無), 平均値, 実測値の推移(予測日: 2007年3月16日, 用賀本線→池尻)

通量との因果関係に基づいて、蓄積されたOD交通量データを学習しながら条件付き確率を計算するベイジアンネットワークを用いたOD交通量予測モデルの構築を行った。その結果、予測モデルからの予測OD交通量は、過去の蓄積データから得られた時間帯別平均OD交通量を予測値とした場合と比較して、精度良く30分間OD交通量を予測していることを確認した。また、ベイジアンネットワークから得られる条件付き確率表から予測値を決定する際に、確率最大値を予測値として採用する場合と確率が高い上位5カテゴリの加重平均を予測値とする場合において、予測精度の違いを確認した。その結果、30分先を予測する場合には、加重平均を予測値としたほうが確率最大値を予測値とする場合に比べて比較的精度良く予測値を出力可能であることが分かった。

さらに、ODペアが持つOD交通量の変動特性(日変動と時間変動)について着目し、提案したOD交通量予測モデルの予測精度との関係について検証を行った。その結果、日変動(級間分散)が大きいODペアについては、時間帯別平均OD交通量よりも高精度で

予測できることを確認した。また、級間分散が小さい、すなわち日変動が小さいODペアについては、日変動が高いODペアに比べて予測精度は落ちるものの、時間帯別平均OD交通量と比べて同等以上に予測できることを確認した。

また本稿では、旅行時間の変化を交通状況の変化として捉え、それらをベイジアンネットワークに説明変数として追加し、両指標の変動特性を考慮することによってOD交通量予測モデルの予測精度がどのように変化するかを検証した。その結果、旅行時間を考慮することにより、わずかではあるが、OD交通量の予測精度が旅行時間を考慮しない場合に比べて予測精度の向上を確認した。

今後の課題としては、1) 予測値の傾向遅れの解消、予測対象時間の拡張、学習用データの充実による対応可能なOD交通量の変動量の範囲の拡張、2) 道路ネットワークのリンク上の交通情報や当日の流入交通量、曜日、事故、天候の情報も追加しながら、様々な事象に対応可能なベイジアンネットワークの構築、3) データの学習期間や確率変数のカテゴリ設定の違いによるモデルの挙動解析や情報量を用いた構築されたベイジアンネットワークのモデル構造の評価、4) 交通流シミュレーション等への本研究で提案する予測モデルからの予測OD交通量の適用、を行いながら、より詳細に実測OD交通量の変動に対応可能な予測モデルの構築が必要である。

謝辞：本研究は首都高速道路(株)が推進する「新しいリアルタイムネットワークシミュレーション研究WG」での検討の一環として実施されたものである。実施に当たり首都高速道路(株)には貴重なデータを提供やその他多大なるご協力をいただいた。この場を借りて謝意を表します。

参考文献

- 1) 例えば、白石智良、桑原雅夫、堀口良太：リアルタイム予測交通流シミュレーションシステムの開発、第30回土木計画学研究・講演集, CD-ROM, 2004.
- 2) 西内裕晶、吉井稔雄、桑原雅夫、Marc MISKA、割田博：ETC-OD データを用いた首都高速道路におけるランプ間 OD 交通量の変動特性分析、土木計画学研究・論文集, Vol.27, pp.941-950, 2010.
- 3) Okutani, I.: The Kalman Filtering Approaches in Some Transportation and Traffic Problems, In N. H. Gartner and N. H. M. Wilson, editors, *International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, pp.397-416, 1987.
- 4) Ashok, K. and Ben-Akiva, M. E.: Dynamic Origin-Destination Matrix Estimation and Prediction for Real-Time Traffic Management System, C. F. Daganzo, Editor, *International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, pp.465-484, 1993.

- 5) Kachroo, P., Ozbay, K. and Narayanan, A.: Investigating the Use of Kalman Filtering Approaches for Dynamic Origin-Destination Trip Table Estimation, *Proceeding of Southeastcon '97 of IEEE*, pp.138-142, 1997.
- 6) Zhou, X. and Mahmassani, H. S.: A Structural state space model for real-time traffic origin-destination demand estimation and prediction in a day-to-day learning framework, *Transportation Research Part B*, Vol. 41, pp.823-840, 2007.
- 7) Asakura, T., Hato, E. and Kashiwadani, M.: Origin-destination matrices estimation model using automatic vehicle identification data and its application to the Han-Shin expressway network, *Transportation*, Vol.27, pp.419-438, 2000.
- 8) Camus, R., Cantarella, G. E. and Inaudi, D.: Real-time estimation and prediction of origin-destination matrices per time slice, *International Journal of Forecasting*, Vol.13, pp.13-19, 1997.
- 9) Kwon, J. and Varaiya, P.: Real-Time Estimation of Origin-Destination Matrices with Partial Trajectories from Electronic Toll Collection Tag Data, *Transportation Research Record 1923*, pp.119-126, 2005.
- 10) 倉内文孝、金進英、宇野伸宏、石橋照久：ETC 統計データによる時間帯別ランプ間 OD 交通量推定、交通工学研究発表会論文報告集, Vol.28, pp.205-208, 2008.
- 11) 繁枅算男、植野真臣、本村陽一：ベイジアンネットワーク概説、培風館、2006.
- 12) 村上知子、酢山明弘、折原良平：ベイジアンネットワークを用いた消費者行動モデルの構築実験、人工知能学会全国大会論文集, Vol.18, CD-ROM, 2004.
- 13) 小川英之、斎藤光生、鈴木達也、稲垣伸吉：Bayesian Network を用いた事象駆動型システムの故障診断、日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会講演論文集, CD-ROM, 2007.
- 14) Sun, S., Zhang, C. and Yu, G.: A Bayesian Network Approach to Traffic Flow Forecasting, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol.7, No.1, pp.124-132, 2006.
- 15) Castillo, E., Menendez, J. M. and Sanchez-Cambronero, S.: Predicting traffic flow using Bayesian networks, *Transportation Research Part B*, Vol.42, pp.482-509, 2008.
- 16) Hazelton, M. L.: Statistical inference for time varying origin-destination matrices, *Transportation Research Part B*, Vol.42, pp.452-552, 2008.
- 17) UnBBayes Website (<http://unbbayes.sourceforge.net/>)
- 18) 首都高速道路株式会社 ホームページ(<http://www.shutoko.jp/>)
- 19) 小根山裕之、秋元健吾、大口敬、鹿田成則、割田博：ETC データを用いた首都高速道路における事故発生時のランプ選択行動に関する実証分析、土木計画学研究・講演集, Vol. 38, CD-ROM, 2009.
- 20) 例えば、村重至康、加藤真司、舌間貴宏、堀口良太：都市間高速道路における所要時間予測手法の検討、第29回交通工学研究発表会論文集, Vol. 29, CD-ROM, 2009.

(2011. 2. 25 受付)

A STUDY ON SHORT-TERM OD VOLUME PREDICTION MODEL ON TOKYO METROPOLITAN EXPRESSWAY USING ETC-OD DATA

Hiroaki NISHIUCHI, Marc MISKA, Masao KUWAHARA and Hiroshi WARITA

This paper proposes a short-term prediction model of OD volume using ETC-OD data measured on the Tokyo Metropolitan Expressway (MEX). The proposed model uses an applied Bayesian Network to describe the causal relationship using stochastic variables and the proposed model estimates conditional probability distributions, dependent on the structure of the causal relationship of the network. Firstly, the difference method for deciding the value of predicted OD volume from the estimated conditional probability distribution is compared. From the results it is shown that the predicted value should not only consider the highest frequented value but also alternative higher category; such as the weighted average. Secondly, the prediction accuracy of the proposed model is evaluated using the Root Mean Square Error, focusing on the characteristics of the OD volume variation. It shows that OD pairs, on which volume variation is high, could be improved rather than those with smaller OD volume variations. Finally, the Travel Time on target sections is shown as a variable representing the traffic condition, and included in the proposed model. It shows the potential that including Travel Time variables could improve the accuracy of predicting OD volume even if the category of Travel Time is only simply described in this study.