

ニューラルネット駆動型ファジィ推論による所要時間推定

Estimation of Travel Time on a Freeway by Neuro Fuzzy Inference

松井寛*, 藤田素弘**, 中川雄太郎***

By Hiroshi MATSUI, Motohiro FUJITA, Yutaro NAKAGAWA

1.はじめに

近年我が国の高速道路網においては、ドライバーの自主的な経路選択を促すとともに、走行安全性を高める意味から、各種道路情報や、目的地までの所要時間情報が提供されてきている。

その所要時間算定には高速道路に設けられた車両検知器から得られるデータや、通行券データなどを使って数値解析やシミュレーションを行う手法が提案されており、またすでに現在所要時間（後述）による所要時間情報の提供が行われている。しかし、現在所要時間による方法は精度面で問題があり、より精度の良い所要時間算定方法を検討する必要がある。

本研究ではまず、現在所要時間の問題点を指摘し、新たな現在所要時間の算定方法を提案する。そしてその現在所要時間をニューラルネット駆動型ファジィ推論²⁾に組み込むことによって、現在所要時間では考慮できない交通状況を考慮してより精度の良い所要時間推定モデルを構築するものである。

2.車両検知器データによる区間速度および現在所要時間の検討

本研究では主に車両検知器データを利用して所要

時間の推計を行うが、ここでは車両検知器データを利用した区間速度および現在所要時間の集計方法について新たな提案を行い、従来のものと比較する。

ここで以下では、高速道路に設置された各車両検知器の勢力範囲を一つの道路区間とし、車両検知器データの最小観測時間単位は一般的な1分間とする。まず区間速度について従来のものと本研究のものを比較する。

(1) 5分間平均速度（一般的方法）

これは従来から最も一般的に利用されてきた車両検知器データを用いた区間速度の算定方法であり、道路区間で観測された5分間の速度を単純平均したものと調和平均したものがあげられる。

(2) 推定実速度（本研究の方法）

これは本研究で提案する方法であり、あるドライバーが対象道路区間に流入してから流出するまでの実時間から求める速度である。すなわちその実時間および推定実速度は、車両検知器で1分間ごとに観測される速度データを利用して図-1および次式のように求められる。

$$Tr(i, t(i)) = (T(i+1) - t(i)) + n + lb(i) / V(i, T(i+1) + n) \times 60$$

$$Vr(i, t(i)) = L(i) / Tr(i, t(i)) \times 60$$

ここで、

$Tr(i, t(i))$: 車両検知器データによる実時間

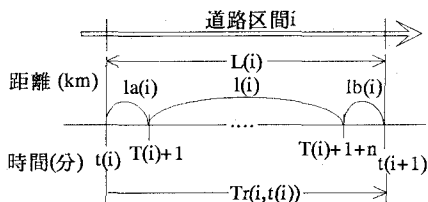


図-1 推定実速度の算定方法

キーワード：交通情報、交通流、交通制御

* 正会員 工博 名古屋工業大学教授 工学部社会開発工学科

** 正会員 工博 名古屋工業大学講師 工学部社会開発工学科

*** 学生員 名古屋工業大学大学院 社会開発工学専攻

(〒466 名古屋市昭和区御器所町 TEL 052-732-2111
FAX 052-741-8192)

$Vr(i, t(i))$: 推定実速度

$t(i)$: 区間 i に流入した時刻 (分) ($t(1)$: 出発時刻)

$T(i)$: $t(i)$ の整数部分 (分)

$la(i)$: $t(i)$ の端数部分 (秒を示す部分) の時間内に進める距離で以下のように求められる。

$$la(i) = V(i, T(i)) \times ((T(i)+1) - t(i))/60$$

$(V(i, T(i))$: 区間 i 時刻 $T(i)$ の 1 分間速度データ)

$l(i)$: 時刻 $T(i)+1$ 分から $T(i)+1+n$ 分の時間内に進める距離で以下のように求められる。

$$l(i) = \sum_{j=0}^n V(i, T(i)+1+j) \times 1/60$$

ここで n は次式を満足するように算定する。

$$\sum_{j=0}^n V(i, T(i)+1+j)/60 \leq L(i) - la(i) < \sum_{j=1}^{n+1} V(i, T(i)+1+j)/60$$

$lb(i)$: 区間距離から $la(i)$ と $l(i)$ を引いた残りの部分で次式によって表される。

$$lb(i) = L(i) - (la(i) + l(i))$$

このように求められた推定実速度と 5 分間平均速度との違いを図-2 に示す。図では各区間速度で利用される車両検知器データの範囲を示している。図のケースでは時刻 T に道路区間に流入した車両は 8 分間かけて流出することになる。しかし、5 分間平均速度では常に 5 分間の車両検知器データを利用して平均速度を求めるため、はじめの 5 分間からはずれた速度データは利用されないことになる。この場合では、特に渋滞時で走行速度が低く、初めの 5 分間からはみ出すデータが多くなればなるほど誤差が大きくなることが予想される。それに対して、本研究で提案した推定実速度は、時刻 T に道路区間に流入した車両がその区間から流出するまでの車両検知器速度データを常にすべて利用し、実際に車両が走行する軌跡に沿った所要時間とその区間内の実質的な速度を与えている。よって、この推定実速度を利用すればより正確な予測ができることが期待でき、この点について以下で検討する。

(3) 各速度による所要時間の精度比較

上述の 5 分間平均速度と推定実速度をそれぞれ用いることによって、各所要時間を求めその精度を比

較した結果が表-1 である。表内のフローティング調査は平成5年5月26日に東名・名神高速道路、大津IC(474.4km)～名古屋IC間148.9kmで行われた実走行調査による所要時間である。表内の実所要時間と現在所要時間は以下の通りである。

(a) 各速度による実所要時間

車両検知器の道路区間ごとに用いる速度データを経過時間を考慮して新しい時間のものに更新しながら各区間ごとの所要時間を算出し、目的地まで加算して求める。車両検知器データを利用したより実走行時間に近い所要時間といえる。

(b) 各速度による現在所要時間

現在所要時間は情報提供で用いられているが、これは、対象とする全道路区間において情報提供時刻の同時刻の速度データを用いて求められる所要時間である。すなわち、5 分間平均速度による場合には情報提供時刻から過去 5 分間のデータを用いる。推定実速度であれば、全道路区間において情報提供時刻から過去に、(2) で示したのとは逆の時間の方向に求められる推定実速度を用いる。

表-1 より、推定実速度による現在所要時間および実所要時間は 5 分間平均速度のそれらよりもいずれもフローティング調査結果に近い値を示している。特に推定実速度による現在所要時間が 5 分間平均速度の実所要時間よりも良くなっていることは推定実速度の算定方法の妥当性を示すものと考えられる。ちなみに、実務では一般的にこの 5 分間平均速

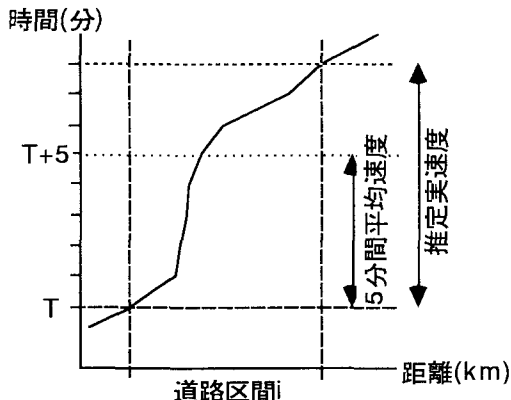


図-2 各推定速度で利用されるデータ範囲

表－1 所用時間（単位：分）の算定結果

	フロー ティング 結果	実所要 時間 (5分間 平均)	実所要 時間 (推定実 速度)	現在所要 時間 (5分間 平均)	現在所要 時間 (推定実 速度)
7:10	60.0	56.9	53.6	47.8	48.4
7:30	64.0	63.5	57.2	51.1	48.8
8:09	71.0	87.1	75.8	60.3	61.2
8:42	69.0	73.5	81.3	82.2	64.5
9:19	56.0	92.7	77.8	89.7	77.6
10:53	47.0	59.8	50.0	75.1	63.7
12:18	44.0	44.1	46.1	63.6	52.0
13:29	48.0	-	-	46.0	47.2
誤差二乗和		257.1	107.1	365.0	161.4

度ではフローティング調査結果に対して誤差が大きくなるため、フローティング調査結果に近くなるように補正計数を経験的に求めて5分間平均速度を補正して利用していることもあるが、本研究では補正をしない5分間平均速度によって比較した。

3. ニューラルネット駆動型ファジィ推論による所要時間の推定

(1) 概要

先にも述べたとおり現在所要時間は情報提供時刻現在の速度データを用いるために、将来の交通流の変化が計算に反映されず、交通流が時間的に変化する場合にはあまり有効とは言えない。前章ではその現在所要時間の精度向上のための改良を行ったが、本章ではさらに精度を上げるために、情報提供後に起こる交通流の多様な変化を考慮に入れることのできる所要時間推定法としてニューラルネット駆動型ファジィ推論を用いた所要時間推定法について検討を行う。

さて、所要時間予測で予測区間の渋滞の変化を把握することが重要であるが、その渋滞がどのように変化しているか、それによって所要時間がどのくらい変化するのかといった曖昧な情報で漠然とした結論を導き出す予測過程は従来の数式モデルによる解析方法では十分解決されない。このような曖昧なデータを扱うことに適した理論としてファジィ推論⁴⁾が挙げられるが、このファジィ推論により、道路管理者や道路利用者など人間の経験的な判断が容易

に解析に導入でき、数式モデルでは扱いが困難な曖昧な情報をうまく使うことが可能になるため、本研究の所要時間推定には適していると考えられる。またニューラルネット駆動型ファジィ推論とは、ファジィ推論に必要なメンバーシップ関数の調整（チューニング）をニューラルネットで自動的に行うものであるため、従来のファジィ推論よりも手間がつからず、精度の向上も期待できる。

(2) ニューラルネット駆動型ファジィ推論による

所要時間の推定方法

(a) 入力変数の決定

まずニューロ・ファジィ推論に必要な入力変数を決定する。本研究では様々な変数を考えた結果、前章で述べた区間ごとの平均速度を用いた現在所要時間と、対象区間の上流端（情報提供地点）から渋滞地点までの存在台数の2変数を選出した。上流端から渋滞地点までの存在台数を選出した理由は、上流端と渋滞地点の間に存在する車両が、上流端を出発した車が渋滞地点に到達するまでに特に渋滞の変化に影響を与えると考えられるからである。この存在台数は車両検知器から交通量、速度、密度の関係（ $K=Q/V$ ）⁵⁾を用いて(1)式のように算定した。

$$N = \sum_{i=1}^{j-1} \frac{Q_i}{V_i} * L_i \cdots (1)$$

L_i : 区間 i の勢力範囲
 Q_i : 区間 i の交通量
 V_i : 区間 i の速度
 j : 渋滞の最後尾の区間

(b) 推論の構成と計算

ニューラルネット駆動型ファジィ推論の構造図を図－3に示す。図のようにファジィ推論の前件部を3層構造のニューラルネットとし、ここに代入された入力変数はこれによってクリスプ集合からファジィ集合に変換され、メンバーシップ・グレードが算出される。なおニューラルネットはバックプロパゲーション法⁶⁾で学習回数は1万回とした。後件部も同じく3層構造のニューラルネットでメンバーシップ関数の構造同定を行い、学習回数は3万回とし

た。

推論ルールは入出力データの分散の状況から2つとし、それぞれのルールごとで前件部、後件部で計算された値の積演算を行い、最後にルールどうして和演算を行い、この結果を推定値とする。

以上のように算定した関ヶ原IC～名古屋IC間の推定所要時間と実所要時間(推定実速度によるもの)、2つの現在所要時間の情報提供時間別のグラフが図-4である。また、この推定値と2つの現在所要時間の実所要時間(推定所要時間)との誤差二乗和を表-3に示す。これらから情報提供後の渋滞の状況を予測できる本予測法の方がさらに精度が良く、信頼性が高いと言えよう。

4.おわりに

本研究の結論は以下の通りである。

(1) 本研究ではまず、現在一般的に高速道路の所要時間情報に利用されている現在所要時間の算定方法について検討し、より高い精度で所要時間を推定できる現在所要時間の算定方法を新たに提案した。

(2) 本研究で提案した現在所要時間をニューラルネット駆動型ファジィ推論に組み込み、現在所要時間では考慮できない将来交通流の変化を考慮して所要時間を推定できるモデルを構築した。本モデルで実際に所要時間予測して現在所要時間と比較した結果、本モデルの方がより精度が高くなっていることが分かった。

(3) 今回は車両検知器から得られるデータのみ使用してモデル構築を行ったが、今後は将来の交通状況を予測するのに有効なデータとして交通管理者の

経験等もファジィルールの中に組み込み、ニューラルネットの利点を生かしながら、より様々な状況に対応できるモデルとしていく必要がある。

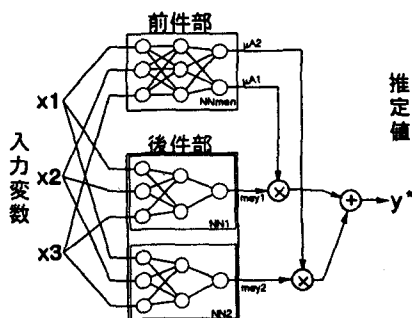


図-3 ニューラルネット駆動型ファジィ推論の構造

表-2 各所要時間予測における誤差二乗和

現在所要時間(5分間平均速度)	160.8
現在所要時間(推定実速度)	90.0
ニューラルネット駆動型ファジィ推論推定値	57.4

参考文献

- 1) 馬場卓夫：「名神高速道路の所要時間提供に関する精度検証」, 高速道路と自動車, 第35巻, 第9号, 1992
- 2) 合原一幸：「ニューロ・ファジィ・カオス」, オーム社, 1993
- 3) 日本道路公団名古屋管理局・社団法人システム科学研究所：「名古屋管理局管内交通管制に関する研究(その3) 報告書」, 1991
- 4) コンピュータソフトウェア開発株式会社：「ファジィ・AI・ニューロ」, 1991
- 5) 河上省吾・松井寛：「交通工学」: 森北出版, 1987

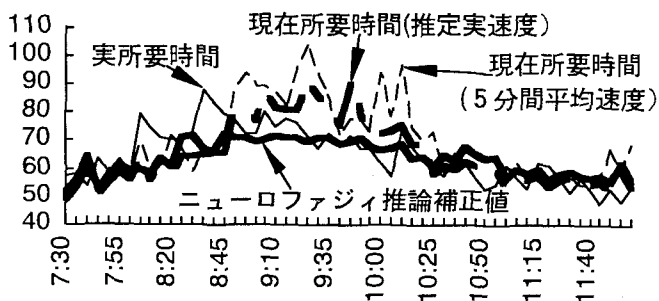


図-4 関ヶ原IC～名古屋IC間情報提供時刻別所要時間