

情報提供の効果と所要時間提供に関する一考察

名城大学理工学部

澤木 洋一

名城大学理工学部 正会員

松本 幸正

(財)名古屋高速道路協会

佐野 千裕

1. はじめに

交通渋滞や交通事故が大きな問題となっている都市高速道路において、的確な交通情報の提供は不可欠となっている。しかしながら情報提供の効果に関する定量的な分析は十分に行なわれていない。また都市高速道路において提供されている所要時間の情報は、情報を見た車両がかかるであろう予測所要時間ではなく、流出時刻ベースで集計されている過去に流入した車両の所要時間を提供している場合が多い。

そこで本研究では、名古屋高速道路上の AVI 装置により観測されたデータを用いて、交通情報が交通流に与える影響を定量化する。また、流出時刻ベースの所要時間ではなく、流入時刻ベースの予測所要時間の提供を目指し、まずは所要時間が変化するとき、流出時刻ベースの所要時間よりも増加するか減少するかを 7 段階に分けて予測する所要時間増減予測モデルを提案し、実際のデータを用いて適用計算を行う。

2. 情報提供による交通量の変化

名古屋高速道路上の AVI 装置で観測された平日 5 日間の楠料金所から大高出口までの OD 比率と OD 間の渋滞情報を用いて、渋滞情報の有無が OD 比率に与える影響を分析する。式(1)のような AR モデルを用いて、渋滞情報が交通量に与える影響を簡便に定量化する。

$$b_{ij}(t) = \alpha_1 b_{ij}(t-1) + \alpha_2 b_{ij}(t-2) + \alpha_3 \lambda_1(t) + \alpha_4 \lambda_2(t) + \alpha_5 \lambda_3(t) \quad (1)$$

- $b_{ij}(t)$: インターバル t における OD 比率
- $\lambda_1(t)$: OD 間の上流側の渋滞情報の有無
- $\lambda_2(t)$: OD 間の情報の渋滞情報の有無
- $\lambda_3(t)$: OD 間の下流側の渋滞情報の有無

ここで、インターバル t の単位時間は 15 分とした。また OD 間の上流側と下流側の渋滞情報の有無によるダミー変数はデータが得られなかったため除外した。その結果、表 1 に示すように OD 間の渋滞情報の有無

表 1 自己回帰分析の結果

説明変数	偏回帰係数 (t値)
15分前のOD比率	0.569 (13.25)
30分前のOD比率	0.419 (9.69)
OD間渋滞情報の有無	-0.015 (-1.78)

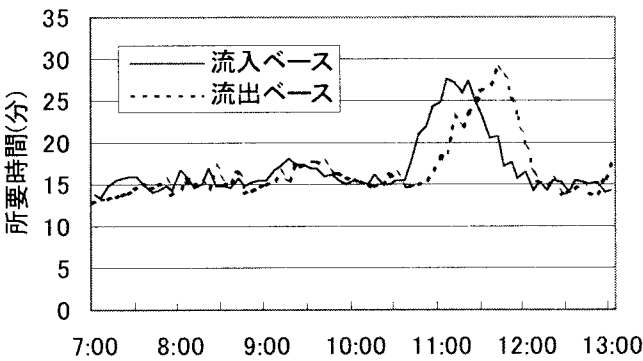


図 1 流出入時刻別の所要時間変動

を示すダミー変数の偏回帰係数は-0.015 となり、統計的な有意性は大きくないが、OD 間の渋滞情報は OD 比率を約 1.5%下げていることがわかる。

3. 流出入時刻ベースの所要時間の関係

図1は AVI 装置により観測された楠料金所から大高出口までの流入時刻ベースと流出時刻ベースの所要時間を 5 分間隔で集計したものである。ここから流出時刻ベースの所要時間の変化は、流入時刻ベースの所要時間の変化に対してタイムラグを持って追従し、流入時刻ベースと流出時刻ベースの所要時間の変化が大きいほどそれぞれの所要時間の差も大きくなることがわかる。このことから、現在多く実施されている流出時刻ベースの所要時間提供は、流入時刻ベースとの所要時間の差が大きいときには、不正確な情報になっていることがわかる。したがって、流出時刻ベースと流入時刻ベースの所要時間の差が大きいときには、所要時間の変化に関する付加的な情報を提供すべきである。

4. 所要時間増減予測手法

本研究では、流出時刻ベースの所要時間とともに提

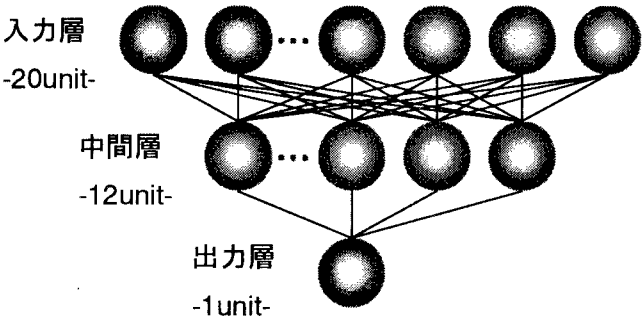


図2 ニューラルネットワークの概念図

供する付加的な情報として、実際の所要時間が提供時間よりも増加するか減少するかを、AVI 装置と車両感知器の観測値から、ニューラルネットワークを用いて予測し、提供する手法を提案する。ここで用いるニューラルネットワークは図2のような、入力層 20 要素、隠れ層 12 要素、出力層 1 要素の階層型ニューラルネットワークである。図3に示すように、入力層には流出時刻ベースの所要時間と時間占有率を 5 分単位で 10 分前までのデータを与えた。出力層からは予測した流入時刻ベースと流出時刻ベースの所要時間差が得られる。なお、この手法では流入時刻ベースと流出時刻ベースの所要時間差が数値として得られるが、正確な所要時間差を予測することは困難であることを考慮し、所要時間の差を 7 レベルに分けて所要時間の増減を提供することとする。ただし、所要時間差が ± 1 分以内のものについては許容差と考え、所要時間は変化しないものとした。

5. ニューラルネットワークによる学習結果

ニューラルネットワークによる所要時間増減予測モデルを名古屋高速道路上の AVI 装置と車両感知器で観測された平日 5 日間の流入時刻ベースの所要時間、流出時刻ベースの所要時間、時間占有率を用いて適用した。表2に示すように、学習結果から得られた流入時刻ベースと流出時刻ベースの所要時間差の増減が、実測と一致している割合は全体で 52%と高い的中率とはいえないが、これは適用データに事故が含まれていたことも一因であると思われる。

所要時間差の増減が実測と一致、もしくは誤差 ± 1 レベルの範囲にある割合は、全体で 96%となっており、誤差のほとんどが ± 1 レベル以内であることがわかる。

6. おわりに

本研究では、名古屋高速道路上で観測されたデータを用いて交通情報が交通量に与える影響を定量的に分

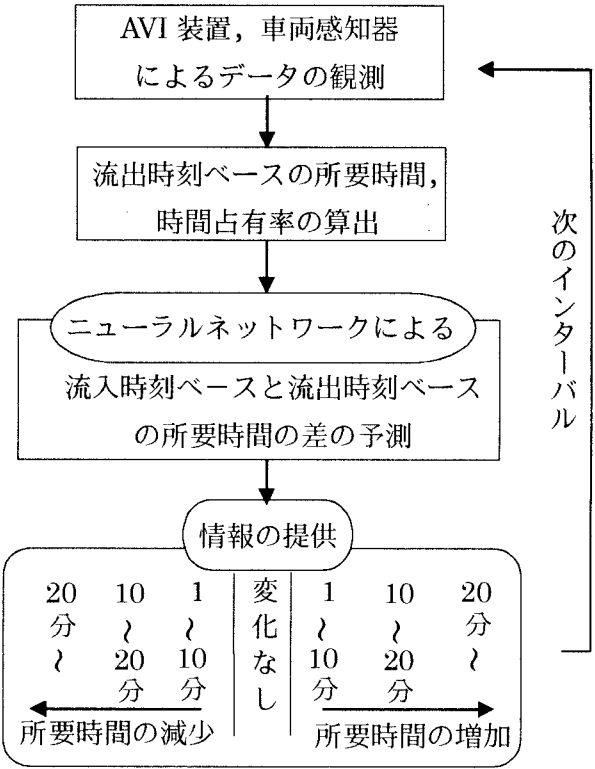


図3 所要時間増減予測手法の流れ

表2 所要時間増減の学習結果

増減 レベル	所要時間の増減		インター バル数	的中率	
				誤差0	誤差±1
+3	増加	20分以上	8	100%	100%
+2		10 ～ 20分	7	57%	100%
+1		1 ～ 10分	342	60%	95%
0	変化なし		708	46%	100%
-1	減少	1 ～ 10分	331	52%	91%
-2		10 ～ 20分	8	63%	75%
-3		20分以上	11	91%	100%
全体			1415	52%	96%

析し、交通情報は OD 比率を約 1.5%減少させていることを明らかにした。つづいて、流出時刻ベースの所要時間と実際の所要時間の差の増減レベルを、ニューラルネットワークを用いて予測する手法を提案した。平日 5 日間の所要時間データを用いて学習を行った結果、その誤差のほとんどが ± 10 分以内であることがわかり、全体の 96%で予測結果と実測結果が一致していることが明らかになった。

今回はデータ数が限られており、ニューラルネットワークを用いた所要時間増減予測モデルの学習過程しか検証することができなかった。今後はさらなるデータを用いて、学習結果から予測を行い、その予測精度を検証する必要がある。