

IV-92

ニューラルネットワークによる都市高速道路の交通渋滞量推定

京都大学大学院 ○学生員 邵 春福
 京都大学工学部 正会員 秋山 孝正
 京都大学工学部 正会員 佐佐木 綱

1. はじめに

現在、都市高速道路においては交通渋滞が慢性化している。このような状況下で交通渋滞の的確な把握は円滑な交通を得るための交通制御などを考える上で重要な資料となる。ここでは都市高速道路の交通渋滞量をマクロに記述するモデルの開発を行う。

モデル化にあたっては交通渋滞と交通状態との関係を非線形に記述できる方法を用いることが望まれる。このような推定には重回帰分析などを用いるのが一般的であるといえるが、本研究では、推計精度の向上を目指してニューラルネットワークを用いた交通渋滞量推定モデルを提案する。以下では実際の観測データを用いて、このモデルによる交通渋滞量の推計精度から、その実用性を検討する。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは図-1に示すような複数のニューロンによって構成される。モデルでは、ニューロン*i*からの入力値 l_i と荷重 W_{ji} およびニューロン*j*のオフセット θ_j を用いて、ニューロン*j*への入力値の総和が求められる。さらに、この U_j がニューロン*j*への刺激となり、ニューロン*j*の出力値は結局次式で与えられる。

$$O_j = f(U_j), \quad U_j = \sum_{i=1}^P W_{ji} \cdot l_i + \theta_j, \quad (1)$$

このようなニューロンの入出力特性を定める非線形関数として、シグモイド関数を用いることが多い。

また、ニューラルネットワークの学習アルゴリズムにバックプロパゲーション法がある。この方法には、まず教師データの入力パターンから出力層へ向かって情報を伝達し出力パターンを求める。つぎに教師データとの誤差を求め、これを出力層から入力層へ逆伝播させることにより結合係数 W_{ji} を学習させる。この手順を繰り返し誤差が最小となる場合を求めるというものである。

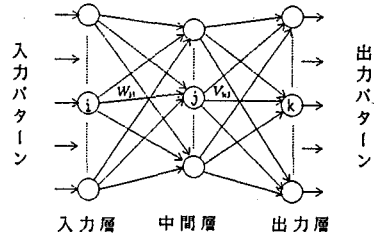


図-1 ニューラルネットワークの例

また誤差としては、ふつう式(2)に示す平均二乗誤差 E_t を用いる。この定義を用いれば修正計算を容易に行うことができる。

$$E_t = \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 / 2 \quad (2)$$

P : 入力パターンの個数

K : 出力層のニューロン個数

T_{pk} : パターン*p*に対するニューロン*k*の教師データ

O_{pk} : パターン*p*に対するニューロン*k*の出力

この結合係数 W_{ji} の収束計算には、いくつかの方法があるが本研究では、逐次修正法に比べ収束の早いとされるモーメント法を用いることにした。

3. 渋滞量推定モデル

ここではニューラルネットワーク(NN)を用いた交通渋滞量推定を行う。すなわち高速道路の隘路区間から発生する渋滞量(最大渋滞長×渋滞時間: $\text{km} \cdot \text{h}/\text{Day}$)の推定を考える。これは交通渋滞の評価において延伸距離と渋滞継続時間をもとに当該地点での渋滞の影響の大きさを表すための指標である。

また説明変数に相当する入力層として、隘路区間交通量、大型車混入交通量、合流比率の3要因を用いることにした。すなわち、ニューラルネットワークの構造としては入力層3個、中間層4個、出力層1個のニューロンを持つことになる(図-2)。ま

た計算に当たっては、入力層および出力層のニューロンに付加される実数値（交通量などの計測量）を0～1の区間値に変換して教師データを作成した。このとき対象区間としては図-3に示す阪神高速道路環状線の隘路区間（「四つ橋-信濃橋」、「信濃橋-土佐堀」、「長堀-道頓堀」）を考えた。したがって教師データは、当該3区間における1989年1月～1990年3月の間の各月平均の渋滞量で、計39個のデータとなっている。

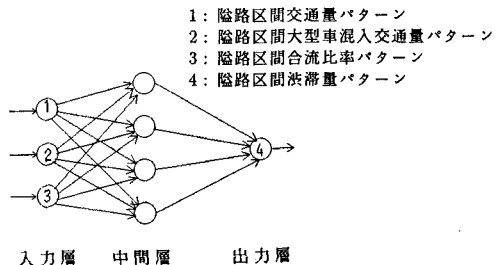


図-2 本研究で用いるNNモデル

4. 推計結果についての考察

さきの教師データを用いてニューラルネットワークの結合係数を求めた。この学習された結合係数を用いて渋滞量の推定を行うことができる。また、本研究では推計精度比較のために線形重回帰分析を用いた渋滞量推計計算も行った。この場合は最小二乗法により回帰係数が算出される。両方法による推計値と実績値との関係を図-4に示す。本図からNNモデルの推計結果は重回帰分析の場合に比べて、誤差のばらつきが小さく、相関程度も高いことがわかる。また両方法による推計精度についての指標を表-1に示す。本表のどの統計量を見てもNNモデルの推計精度は良好であるといえる。（例えば、平均二乗誤差の値は1/2以下である。）

このようにNNモデルの利用は都市高速道路の交通条件と交通渋滞のような複雑な因果関係をもつと考えられる推定問題に有効に利用できることがわかる。

5. まとめ

本研究では、NNモデルを用いて高速道路の一日単位の平均渋滞量の推定を行う方法を提案した。これらの検討の結果、次ようなことがわかる。①線形重回帰分析に比べて、NNモデルは高精度の推計が可能である。②非線形性を持つ因果関係を比較的簡単な神経回路モデルとして表現できた。③適切な学習アルゴリズムの採用により良好な収束性が得られる。

今後、NNモデルを用いて交通制御の実施などによる交通量変化が交通渋滞に与える影響の評価も可能となる。したがって、NNモデルは実用的な渋滞評価方法として位置づけられるといえる。

【参考文献】中野馨監修，飯沼一元編：ニューロンネットワークグループ，桐谷滋著：入門と実習ニューロコンピュータ，技術評論社，1989

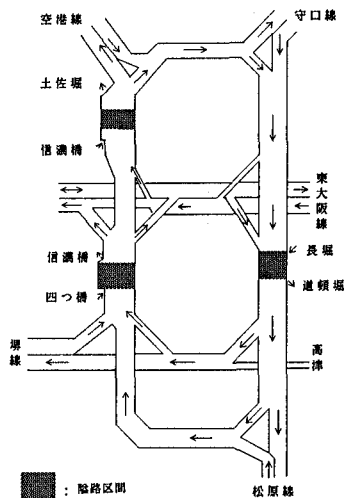


図-3 対象隘路区間（阪神高速道路）

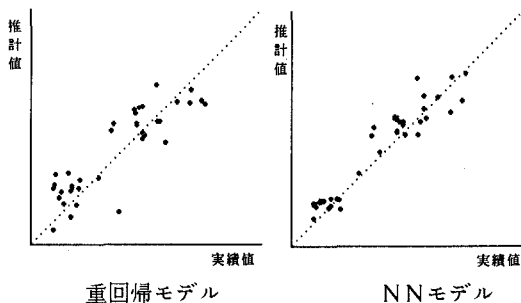


図-4 渋滞量推定結果

表-1 適合度の比較

項 目	平均2乗誤差	不偏分散	標準偏差	相 関 係 数
重回帰分析	3661	104.5	10.2	0.879
NNモデル	1591	45.5	6.8	0.953