

IV-48

道路交通流解析へのニューラルネットワークの適用可能性について

日本大学工学部土木工学科 正員 堀井雅史

1. はじめに

都市内道路における交通流は様々な影響を受け、この特性を明確にするには困難が伴う。筆者は冬季交通流、特に旅行速度の予測について重回帰モデルによる検討を行っている¹⁾。しかしながら、旅行速度と説明変数間に線形関係が見られないために、変数変換などの前処理や、さらに、交通流は渋滞状態、非渋滞状態が存在することより、一つの線形モデルでは説明力が上昇しないため、渋滞分類なるダミー変数の導入などのステップを踏む必要がある。このように、都市内道路の交通流は複雑な挙動を示すために、簡単に予測するのが困難となっている。そこで本研究では、複雑な現象、あるいは非線形関係の再現能力に優れているニューラルネットワークを用いて、都市内道路における旅行速度予測モデルの構築を試み、道路交通流解析へのニューラルネットワークの適用可能性について検討を行ったものである。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、脳の情報処理機構に似た人工的なネットワークモデルである。本研究で用いたニューラルネットワークは階層型ニューラルネットワークで、図-1のように、ニューロン（神経細胞）に多くのリンクを網状に結合させ、その結合の強さで情報の処理手順を覚えさせる。これは、入力値と教師値が与えられていれば、ニューラルネットワークが出力値を教師値に自動的に合わせてモデルを修正する。これを学習と呼ぶ。

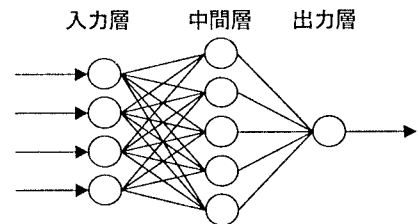


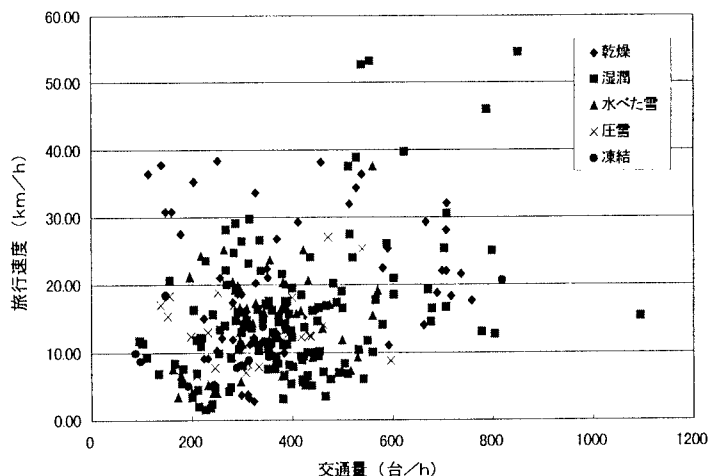
図-1 ニューラルネットワークの構造

本研究では階層型ニューラルネットワークの学習法として最も一般的なBP法（誤差逆伝播法）を用いて計算を行う。これにより、学習済みのネットワークが与えられていれば、未学習データのパターン分類や量の推定が可能となる。

3. 対象データ

本研究で対象としたデータは、米沢市、会津若松市、長岡市の中心部道路網での過去の測定結果である¹⁾。図-2は、3都市の積雪期における路面状態別の交通量(q)－旅行速度(v)相関である。これによると、路面状態によって交通量、旅行速度にかなりのばらつきがあることが理解できる。したがって、線形回帰式による予測は難しいことが予想される。そこで、このばらつきのあるデータに対して交通流予測を行うために、ニューラルネットワークの適用を試みた。

表-1は3都市の積雪期における対象データの概要である。データは会津若松市、長岡市および米沢市の3都市におけるサンプル数285であり、旅行速度、混雑度、信号密度、有効幅員、区間長、サイクル長、青時間比を用いた。

図-2 3都市の $q-v$ 相関

表－1 対象データの概要

3都市全体	旅行速度	交通密度	混雑度	信号密度	有効幅員	区間長	サイクル長	青時間比
単位	km/h	台/km		ヶ所/km	m	km	s	
入力件数	285	285	285	285	285	285	285	285
平均	15.68	30.79	0.54	6.27	3.79	0.21	109.10	0.47
最大値	54.53	141.88	2.16	13.60	9.50	0.45	132.00	0.74
最小値	1.60	3.12	0.09	2.00	1.70	0.07	69.00	0.19

4. 解析結果

3 都市全体のデータを使用して、旅行速度予測モデルを構築した。教師値として旅行速度を、入力値として無雪期では計 7 個（混雑度、信号密度、有効幅員、区間長、サイクル長、青時間比および路面ダミー変数 1 個…乾燥と湿潤）、積雪期では計 9 個（無雪期の入力値と路面ダミー変数 3 個…乾燥、湿潤、水べた雪、圧雪、凍結）を用いた。ここで用いている路面ダミー変数については、0、1 変数とし、他は実数値を入力データとした。中間ユニット数を変化させて BP 法による計算を行った。表－2 は、それぞれの相関係数と RMS 誤差の解析結果である。ここで、表の網掛けしているところが今回の解析で最も精度が高いところである。

表－3 は旅行速度モデルに関する過去の重回帰分析による結果¹⁾²⁾と、今回のニューラルネットワークによる相関係数の比較である。この表によると、サンプル数に若干の違いがあるものの、無雪期、積雪期ともにニューラルネットワークによる解析結果が良好であることがわかる。このことは、ニューラルネットワークを適用することによって都市内道路における旅行速度予測がある程度の精度で可能であることを示唆しているといえよう。

表－2 無雪期と積雪期の旅行速度予測モデルの精度

中間層 ユニット数	無雪期		積雪期	
	相関係数	RMS誤差	相関係数	RMS誤差
5	0.7203	6.7134	0.7382	6.3087
6	0.7671	5.9090	0.7857	5.7804
7	0.7268	6.2667	0.8141	5.3803
8	0.8031	5.5008	0.8126	5.3774
9	0.7972	5.6489	0.8144	5.3837
10	0.8410	5.0928	0.8225	5.2539
11	0.8499	4.9279	0.8373	5.2071
12	0.8652	4.5179	0.8505	4.9092
13	0.8589	4.7075	0.8520	4.8233
14	0.8801	4.2802	0.8306	5.1706
15	0.8831	4.2398	0.8533	4.8339
16	0.8656	4.5122	0.8525	4.9123
17	0.8810	4.2835	0.8458	4.9929
18	0.8834	4.2375	0.8745	4.5830
19	0.8878	4.1547	0.8708	4.5269
20	0.8836	4.2471	0.8646	4.6356
21	0.8879	4.1741	0.8729	4.5235
22	0.8861	4.1861	0.8676	4.6045
23	0.8950	4.0394	0.8287	5.2192
24	0.8889	4.1371	0.8603	4.7073
25	0.8805	4.2645	0.8724	4.4931

学習回数 20000回

5. まとめ

本研究は、道路交通流解析、特に旅行速度予測問題へのニューラルネットワークの適用可能性について検討を行ったものであるが、かなりの精度で予測可能であることを示した。

今後の課題として、入力変数の吟味、あるいはネットワーク構造の再検討が重要となる。さらにこのニューラルネットワークを用いて種々のシミュレーションを行うことによって、交通計画上有用な情報を提供できるものと考えられる。

参考文献

- 1) 堀井雅史:積雪都市における旅行速度予測指標に関する一考察, 土木計画学研究・講演集, No.16(1), pp.49～53, 1993.
- 2) 櫻井隆久・堀井雅史:地方都市における渋滞・非渋滞領域を考慮した旅行速度予測モデルに関する一考察, 土木学会東北支部技術研究発表会講演概要, pp.386～387, 1994.

表－3 過去の分析結果との比較(旅行速度)

	ニューラルネットワーク	重回帰分析
無雪期	0.8950	0.8307
積雪期	0.8745	0.8919