

ニューラルネットワークを用いた交通行動パターンの分析

京都大学工学部 ○学生員 高橋 寛
 京都大学工学部 正 員 秋山孝正
 京都大学工学部 正 員 佐佐木綱

1. はじめに

従来の交通行動分析は基礎統計分析による結果と多変量解析などの統計的解析手法による交通行動パターンの構造化を行う場合が大半であるといえる。本研究では、交通行動現象が明確な論理的基準のもとで意思決定された結果ではなく、与えられた条件(説明要因)と選択可能な交通行動パターンの間の関係を無意識的に自己組織化すると考える。ここでは、ニューラルネットワークを交通行動パターン分析へ利用し、その有効性を検討する。

2. ニューラルネットワークの概念

まず、ニューラルネットワークの構成要素であるニューロンモデルを図-1に示す。ここで、 $f(x)$ は

$$f(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{x}{u_a} \right) \right)$$

ここで u_a はシグモイド関数の傾き係数である。この単一のニューロンモデルが、図-2のように結合したものを「ニューラルネットワーク」とよぶ。

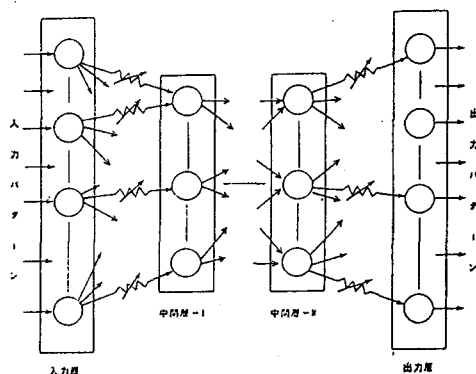


図2 ニューラルネットワーク

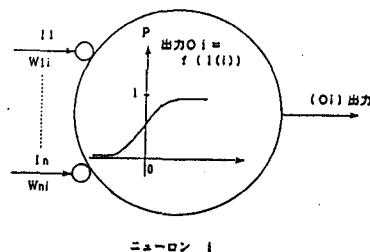


図1 ニューロンモデル

(計算方法)

ニューロン j からの入力値を I_j 、ニューロン i のしきい値を h_i 、および荷重を W_{ij} とすると、ニューロン i からの出力値 O_i は

$$O_i = f \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} \times I_j - h_i \right)$$

となり、出力層における出力値と教師信号(入力パターンに対する出力パターンの正解)とが一致するように荷重としきい値を修正して行く。

結合係数の更新値 ΔW_{ij} は次のように計算して行く。

$$\Delta W_{ij} = -\eta_3 \cdot \sum (T_k - O_k) \cdot W_{ij}$$

ここで、 η_3 は定数である。複数の中間層がある場合についても同じようにして、途中の結合係数を学習でき、しきい値についても同じように学習をおこなう。この作業を繰り返していくことで出力層での出力値と教師信号との差、すなわち誤差を最小にしていくのである。

この修正法は、出力層から入力層へと向かって順に行われるのでバックプロパゲーション則(誤差逆伝搬学習則)といわれる。

3. モデルの実用性

本研究では交通行動分析に用いる分析対象データとして、昭和59年度に実施された「金沢都市圏PT調査データ」を用いた。全地域の抽出率は9%、総サンプル数は40,923である。

モデル構築のために、まずサンプル数41のゾーン11（金沢市内）のデータを用いた。この教師データを用いて荷重及びしきい値の初期値、また荷重及びしきい値の修正に用いるパラメータとシグモイド関数の傾きを決定する。いくつかの検討の結果、説明要因としては5要因（年齢、活動時間、職住時間距離、通勤交通手段、勤務終了時間）でも十分な説明力を持つことが分かった。推計の利便性から以下ではこの5要因モデルを用いて検討する。こうして得られたモデルをモデル1と呼び、この推定パラメータをサンプル数が20以上のゾーンに適用した結果を表1に示す。

表1においてゾーン10と13では適合率があまり良くない。そこで、より推計精度の高いモデルを構築するために、サンプル数が最も多いゾーン13のデータを用いてモデルを構築した。この結果得られたモデルをモデル2と呼び、この学習パラメータを用いた各ゾーンの推定結果を表2に示す。

この結果から以下のことがわかる。

- (a) 推計精度は全般的に向上している。
- (b) ゾーン11ではゾーン11を基準としたモデルの推計結果と適合率が同一である。
- (c) ゾーン3で適合率は若干減少している。

本研究では、簡便な実用的モデルを構築することを目的とした。その意味で、計算結果から見るとゾーン13を基準に構築したモデルを用いて、実際の交通行動分析に十分適用できることが実証された。

4. 各説明要因の影響

このモデル構造において各説明要因が交通行動決定にどの程度影響を及ぼすかを考えてみた。

モデル1とモデル2の各説明要因のレンジの値を表-3、表-4に示す。ここでは、このレンジの大小関係を各説明要因の交通行動決定における影響の大きさの大小関係と見なしている。

これらを比較するとモデル1での各レンジの値には非常にばらつきがみられ、職住時間距離と活動時間の2つの説明要因で交通行動の選択が、ほぼ決定されてることになる。

一方、モデル2では各説明要因のレンジの値

にほとんどばらつきがなく、この点がモデルの適合性の向上に関係していると考えられる。

5. おわりに

以上の検討の結果、次のことが分かった。

- ①比較的に容易に適合性の高いモデリングが行え、モデルが十分に有意に構成された場合には政策的変数の変更により簡単にインパクト予測が可能となる。
 - ②既存要因の比較的小数の組合せを考慮することによって適切なモデルが得られる。
- また、今後の検討課題は次のことが挙げられる。
- ①十分な学習演算と代表的方法の確立
 - ②階層的な選択を考慮する場合の複合的なモデル化
 - ③十分なモデルを構築するために人間認知の表現を意図したファジィ理論等との結合

表1 ゾーンごとの判別結果（モデル1）

ゾーン番号	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
サンプル数	75	77	33	22	26	25	51	44	41	33	85
正判別数	67	60	32	20	24	25	48	40	40	31	83
適合率	0.89	0.78	0.97	0.91	0.92	1.00	0.94	0.91	0.98	0.94	0.74

表2 ゾーンごとの判別結果（モデル2）

ゾーン番号	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
サンプル数	75	77	33	22	26	25	51	44	41	33	85
正判別数	64	71	32	20	24	24	48	40	40	31	77
適合率	0.85	0.92	0.97	0.91	0.92	0.96	0.94	0.91	0.98	0.94	0.91

表3 各説明要因のレンジ
（モデル1）

説明要因	レンジ
年齢	0.0072
活動時間	0.1326
職住時間距離	0.0935
交通手段	0.0237
勤務終了時刻	0.0016

表4 各説明要因のレンジ
（モデル2）

説明要因	レンジ
年齢	0.9503
活動時間	0.8366
職住時間距離	0.8431
交通手段	0.9968
勤務終了時刻	0.9541

【参考文献】

- 1) 菊池豊彦：入門 ニューロコンピュータ、オーム社、1990
- 2) 金沢都市圏パーソントリップ調査報告書、実態調査編、1985