

ニューラルネットワーク型非線形効用関数をもつロジットモデルの構築*

A Logit Model with Non-Linear Utility Functions Using Neural Networks*

中山晶一郎**・高山純一***・山下裕一朗****

by Shoichiro NAKAYAMA**, Jun-ichi TAKAYAMA***, Yuichiro YAMASHITA****

1. はじめに

近年、都市交通計画においてより効率的な交通運用計画が重要とされ、個人レベル（ミクロレベル）での緻密な交通現象解析が課題となっている。このような背景のもとで非集計モデルは、個人ベースに基づいた交通行動モデルであり、多くの政策変数を取り扱え、しかも比較的少ないデータで分析できることから、各種交通政策の検討には適したモデルとされている。中でも、ロジットモデルは操作性の良さやモデル構築の容易さから、多くの交通行動分析に利用されている。しかし、説明変数などのパラメータを取り込むことにある程度の限度があることや、線形の効用関数を用いていることから、さらにより推定精度の高いモデルを構築できる余地がある。そこで、上記の欠点をふまえ、既存のロジットモデルにニューラルネットワーク理論を組み込んだ新たなロジットモデルを検討したい。ニューラルネットワークは、パラメータを多く設定できることや、モデルに学習能力があること、パラメータ間の効用（各パラメータがそれぞれの出力に影響していること）を考慮した解析が可能なことから、より推定精度が高く、より実用性の高いロジットモデルを構築できる可能性がある。

*キーワード：ニューラルネットワーク、ロジットモデル、非線形効用関数

**正会員，博（工）金沢大学工学部土木建設工学科
石川県金沢市小立野 2-40-20, TEL076-234-4614
FAX076-234-4632, E-mail:nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp
***正会員，工博，金沢大学工学部土木建設工学科
石川県金沢市小立野 2-40-20, TEL076-234-4613
FAX076-234-4632, E-mail:takayama@t.kanazawa-u.ac.jp
****学生員，金沢大学大学院自然科学研究科環境基盤基礎
工学専攻
石川県金沢市小立野 2-40-20, TEL076-234-4644
E-mail:yamashi@nihonkai.kanazawa-u.ac.jp

本研究では、ニューラルネットワークによる非線形効用関数をもつロジットモデルを提案する。このモデルは、個人等の意思決定者のもつ「望ましさ」、「満足度」を表す効用関数に着目し、その確定項についてニューラルネットワークによる記述を行うものである。具体的には、実際にニューラルネットワーク型効用関数をもつロジットモデルを構築し、そのモデルの有効性を検討する。本研究では、交通事故多発地点(合流部)における車両走行特性データを用いてモデルの検討を行う。また、同じデータを通常の線形効用関数をもつロジットモデルにも適用し、本研究で構築したモデルとの比較検討を行う。

2. ニューラルネットワーク型効用関数

(1) ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク(Neural Network)とは、人間の脳の構造を模擬して作られた情報処理機構である。人間の脳は、「ニューロン」と呼ばれる神経細胞の組み合わせた構造（神経回路網）で構成されている。ニューラルネットワークはパターン認識や制御、診断問題、予測・予知、最適化問題、信号処理など、非常に広い分野で実際に用いられている。

ニューラルネットワークは、ニューロンを多数組み合わせ、ニューロン間の接続に重み（結合荷重）を付加することで情報処理を行う。ニューラルネットワークでは、設定したモデルに入力データを与え、その出力結果と教師信号（入力データに対して理想的と考えられる出力）とを比較し、その誤差をできるだけ小さくなるように重みを修正していく。この過程は「学習」と呼ばれる。ニューラルネットワークモデルは学習を繰り返すことにより、ネットワー

クが望ましい出力を出すようになる。

本研究では、ニューラルネットワークが変数間の非線形な関係を考慮した解析が可能（各変数は独立であるとは限定しない）汎化能力が高いこと（モデルに柔軟性があり、他の問題やモデルに適用しやすい）、パラメータを多く設定できるため、精度が上がる可能性があるといった特徴に着目し、それを用いて効用関数を作成する。

（２）階層型ニューラルネットワーク

階層型ニューラルネットワークは、人間の神経細胞の人工的なモデルであるユニットが層状にグループ化され、信号がグループ間を特定の方向にのみ伝わる構造のネットワークである。一つのユニットは多入力１出力である。出力関数には、以下に示す単調非減少のシグモイド関数を用いる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2-1)$$

（３）ニューラルネットワーク型効用関数の作成

従来の線形効用関数を用いたロジットモデルの場合、ある個人が選択肢 i を選択したときの効用の確定項を V_i 、選択肢 i についての j 番目の説明変数を x_{ij} 、 j 番目の説明変数のパラメータを v_j とすると、効用関数 V_i は

$$V_i = \sum_{j=1}^J v_j x_{ij} = v_1 x_{i1} + v_2 x_{i2} + \dots + v_j x_{ij} \quad (2-2)$$

となる。以下に、ニューラルネットワーク理論を組み込んだ効用関数を２種類提案する。

・ニューラルネットワーク型効用関数

例えば、入力層のノードが $1 \sim M$ 、中間層のノードが $1 \sim N$ まであるとき、選択肢 i を選択した場合の効用関数を考える。ただし、中間層は１層とする。入力層から中間層における出力関数にシグモイド関数を、中間層から出力層における出力関数に線形関数を用いると、ある個人が選択肢 i を選択した場合の効用関数は以下の式のように表現することができる。ただし、 a_n は各中間層の閾値、 b は出力層の閾値である。 w_n は n 番目の中間層と出力層を結ぶニューロンにかかるパラメータ、 v_{mn} は m 番目の入力

層と n 番目の中間層を結ぶニューロンにかかるパラメータである。また、個人名 k の添え字は省略されている。

$$V_i = b + \sum_{n=1}^N w_n \left[\frac{1}{1 + \exp\left(-a_n - \sum_{m=1}^M v_{mn} x_{ij}\right)} \right] \quad (2-3)$$

・ニューラルネットワーク型効用関数

入力層から中間層における出力関数にシグモイド関数を、中間層から出力層における出力関数にもシグモイド関数を用い、さらに中間層から出力層のシグモイド関数の分子にパラメータ t を追加した効用関数である。パラメータ t は、効用関数が 0 から 1 の値に限定されないことを目的として追加した。この効用関数は次式のように表現することができる。

$$V_i = \frac{t}{1 + \exp\left(-b - \sum_{n=1}^N w_n \left[\frac{1}{1 + \exp\left(-a_n - \sum_{m=1}^M v_{mn} x_{ij}\right)} \right]\right)} \quad (2-4)$$

３．実測データの適用とモデルの比較

（１）適用データの概要

適用するデータは交通事故多発地点（合流部）における車両の合流挙動特性に関する調査結果である。調査方法および調査結果についての概要は次の通りである。

調査場所は、国道 1 号線下り奈良野町付近（京都府）。調査時間は、午前 7 時～午前 9 時・午後 14 時～午後 16 時の計 4 時間であり、有効サンプル数は 608 台（合流車の周りに本線走行車が存在する場合）である。

目的変数は、合流車の合流ギャップとする。これは合流車が本線走行車の前に合流したのか、後ろに合流したか、すなわち、第 1 ギャップに合流できたか、それを見送ったかのいずれかである。ここで、第 1 ギャップに合流した場合を選択肢：1、第 2 ギャップに合流した（見送った）場合を選択肢：2 と定義する。説明変数については、合流ギャップ選択行

動の判断要因として特に重要と考えられる「合流車と本線走行車との車尾時間」および「合流車と本線走行車の相対速度」の2つを説明変数として採用する。

(2) モデルの構築

使用するデータをモデル化するにあたり、算出する効用関数(効用差関数) V を、次式で示すような、選択肢:1と選択肢:2の効用差とする。

$$V = V_1 - V_2 \quad (3-1)$$

したがって、個人 k の選択した選択肢を $s(k)$ とすると、個人 k の選択肢が1,すなわち, $s(k)=1$ の場合の選択確率は次のようになる。

$$P[s(k)=1] = \frac{\exp[V_{k1}]}{\exp[V_{k1}] + \exp[V_{k2}]} \quad (3-2)$$

$$= \frac{1}{1 + \exp[-(V_{k1} - V_{k2})]} = \frac{1}{1 + \exp[-V_k]}$$

また、個人 k の選択肢が2,すなわち $s(k)=2$ の場合の選択確率は次式となる。

$$P[s(k)=2] = \frac{1}{1 + \exp[V_k]} \quad (3-3)$$

比較するロジットモデルは以下の3種類である。

(a) ロジットモデル

次式のような線形効用関数をもつ。

$$V_k = v_1 x_{k1} + v_2 x_{k2} + c \quad (3-4)$$

V_k : サンプル k における選択肢1と選択肢2の効用差

x_{k1} : サンプル k における合流車と本線関与車との車尾時間

x_{k2} : サンプル k における合流車と本線関与車の相対速度

v_1, v_2 : パラメータ

c : 定数項

(b) ニューラルネットワーク型ロジットモデル

(以下, NN ロジット I)

次式のような、ニューロンの出力関数にシグモイド関数と線形関数を組み合わせた効用関数をもつ。また、図1に効用関数算出のネットワークを図示す

る。

$$V_k = b + \sum_{n=1}^N \frac{w_n}{1 + \exp[-a_n - v_{n1}x_{k1} - v_{n2}x_{k2}]} \quad (3-5)$$

v_{n1} : 1番目の入力層(合流車と本線関与車との車尾時間)と n 番目の中間層を結ぶニューロンにかかるパラメータ

v_{n2} : 2番目の入力層(合流車と本線関与車の相対速度)と n 番目の中間層を結ぶニューロンにかかるパラメータ

w_n : n 番目の中間層と出力層を結ぶニューロンにかかるパラメータ

a_n : n 番目の中間層の閾値

b : 出力層の閾値

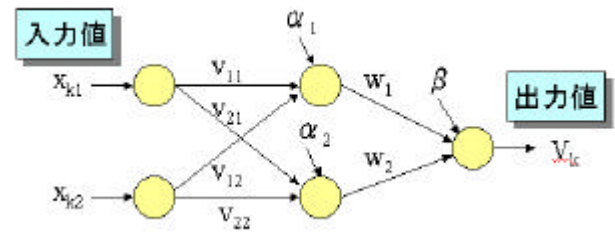


図1 NNロジット I の効用関数

(c) ニューラルネットワーク型ロジットモデル (以下, NN ロジット II)

次式のような、ニューロンの出力関数にシグモイド関数とシグモイド関数を組み合わせ、パラメータ t を追加した効用関数をもつ。また、図2に効用関数算出のネットワークを図示する。

$$V_k = \frac{t}{1 + \exp\left[-b - \sum_{n=1}^N \frac{w_n}{1 + \exp[-a_n - v_{n1}x_{k1} - v_{n2}x_{k2}]} \right]} \quad (3-6)$$

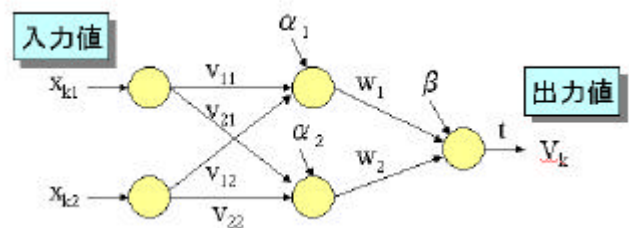


図2 NNロジット II の効用関数

(3) 適用結果と評価

以下に、3種類のモデルに前述のデータを適用した結果をまとめる。各モデルに対する適用結果を表1に示す。ここで、表1の「ノード数」とは、設定した中間層のノード数を表す。

表1 適用結果

	ノード数	初期尤度	最終尤度	尤度比	AIC	的中率(%)
(a)ロジットモデル		-415.9	-177.4	0.574	360.7	90.17
(b)NNロジット	1	-415.9	-166.0	0.601	342.0	90.50
(b)NNロジット	2	-415.9	-161.6	0.611	341.3	90.33
(b)NNロジット	3	-415.9	-159.3	0.617	344.6	90.67
(c)NNロジット	1	-415.9	-181.0	0.565	373.9	83.83
(c)NNロジット	2	-415.9	-177.2	0.574	374.4	83.83
(c)NNロジット	3	-415.9	-172.4	0.585	372.9	83.83

まず、ロジットモデル、NNロジット、NNロジットの尤度比の比較および中間層のノード数による尤度比の推移を検討する。中間層を増やすことにより、NNロジット、NNロジット共に尤度比がわずかに上昇した。また、中間層各ノード数においてNNロジットモデルの方がNNロジットモデルよりも推定精度が良いという結果になった。中間層1ノードのNN型ロジットモデルを除く全てのパターンが、線形効用関数をもつ従来のロジットモデルの尤度比：0.574を上回った。中でも中間層3ノードのNN型ロジットモデルの尤度比が0.585で最も高かった。

次に、AICの比較および中間層のノード数によるAICの推移を検討する。各ノード数で尤度比の高かったNN型ロジットモデルのAICが各ノード数において小さい値になっている。線形効用関数をもつロジットモデルのAIC:360.7を下回ったパターンは、中間層1・2・3ノードすべてのNN型ロジットモデルであり、中間層2ノードのNN型ロジットモデルのAICが341.3で最も小さかった。

的中率の比較および中間層のノード数による的中率の推移を検討する。各モデル各ノード数で大きな差はほとんど見られない。線形効用関数をもつ従

来のロジットモデルの的中率：90.17%を上回ったパターンは、NN型ロジットモデル（中間層1・2・3層）であり、NN型ロジットモデル（中間層2層）の的中率が90.67%で最も高かった。

これらの結果から、的中率については際立った改善が見られなかったが、NNロジットに関してはパラメータが増えたことにより、推定効率を上昇させることが出来た。また、NNロジットのAICがロジットモデルのAICよりも減少したことから、パラメータが増えたにもかかわらず、パラメータ推定の効率が良くなったという結果を得た。総合すると、今回使用したデータに関しては、NNロジットを使用することが有効であり、中間層のノード数は2及び3が適当であると考えられる。

4. まとめと今後の課題

本研究は、線形効用関数をもつ従来のロジットモデルに、ニューラルネットワーク理論を組み込んだ非線形効用関数を提案し、新たなロジットモデルの構築を行った。そして、作成したモデルの検討のため、実測データとして交通事故多発地点(合流部)における車両走行特性を取り上げ、本研究で構築したモデルの実用性を確認した。また、同じデータを通常の線形効用関数をもつロジットモデルにも適用し、本研究で構築したモデルとの比較を行った結果、推定精度の上昇およびモデルの有効性が示された。

今後の課題として、新たなNN型効用関数を定義することにより、推定精度などの改善を目指すこと。また、本研究で適用したデータ以外にも様々なデータを適用し、本研究で構築したニューラルネットワーク型非線形効用関数の適用性や有用性を検討することが挙げられる。

[参考文献]

- 1) 交通工学研究会: やさしい非集計分析、交通工学研究会 pp.36, 1993年
- 2) 高山純一・中山晶一朗・西啓介: 高速道路合流部における合流挙動解析と交通マイクロシミュレーションモデルの構築に関する研究、pp.27-48, 2002年