非線形効用関数をもつロジットモデルの構築

金沢大学工学部　正会員　中山晶一朗
金沢大学工学部　正会員　高山純一
金沢大学大学院　学生員　○山下裕一朗
東京理科大学理工学部　ﾌｪﾛｰ会員　内山久雄

1．はじめに

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，従来までのロジットモデルの大半では，線形の効用関数が用いられていることから，より精緻な効用関数を用いることで，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．本研究では，ニューラルネットワーク型非線型効用関数をもつロジットモデルを構築し，通常の線形効用関数をもつロジットモデルとの比較検討を行う．さらに，推定された効用の非線形性を分析することにより，特に効用がある地点から急変するような説明変数を特定して，ステップファンクションを用いたモデルを構築する．これにより，よりデータの特性に即したモデルを構築できるほか，効用がジャンプする地点を具体的に推定することが可能となる．

2．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

（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．本研究では，ニューラルネットワークが①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）②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），③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．

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

（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 は式(2)となる．

$$V_i = \sum_{j=1}^{J} v_j x_{ij} = v_1 x_{i1} + v_2 x_{i2} + \cdots + v_j x_{ij} \tag{2}$$

以下に，ニューラルネットワーク理論を組み込んだニューラルネットワーク型効用関数を提案する．

例えば，入力層のノードが 1～M，中間層のノードが 1～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(3)のように表現することができる．ただし，αは各中間層の閾値，β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．

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

3．ステップファンクションを用いたモデル

図 1 のグラフは，ある説明変数に着目した場合の

ニューラルネットワーク型非線形効用関数の実例である．推定される非線形効用は様々な挙動を示すが，図1のように，効用が急変するポイント(境目となる数値)を探索するために，ヘビサイドのステップファンクションを使った推定方法を構築する．

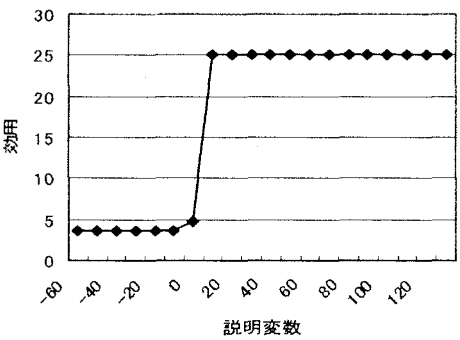

図1　非線形効用の実例

ここで，ヘビサイドのステップファンクションとは，以下を満たす関数 $u(x)$を言う．（この場合，1-0型のへビサイド関数）

$$u(x)=1\ (x \geqq 0)\ ,\ 0\ (x<0) \tag{4}$$

実際にこのステップファンクションを用いて効用を近似する場合，上述の定義を踏まえると，効用Vは以下の式(5)及び図2のように表現される．

$$V=u(x-a)\times b-c \tag{5}$$

ここで，$u(x)$：ステップファンクション，x：注目する説明変数，a：説明変数の位相，b：変位幅，c：効用の位相

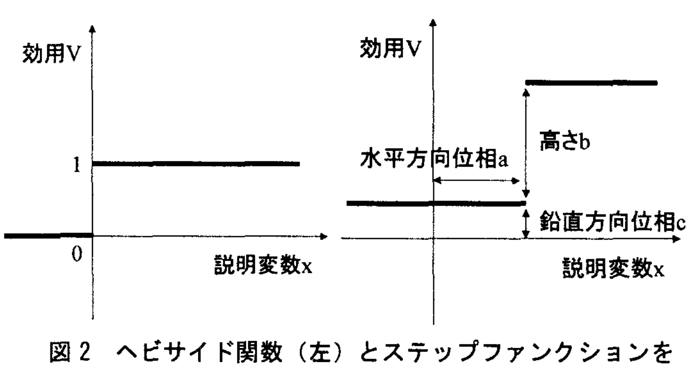

図2　ヘビサイド関数（左）とステップファンクションを用いた効用 V（右）

ヘビサイドのステップファンクションを用いたモデルの利点として，以下の事柄が挙げられる．

・効用がジャンプする場合を定義できる．

・効用を急変させる数値を算定することができる．

ここで，本研究で構築したモデルを用いた一連の分析の流れは以下のように示される．

1)非線形効用関数を用いたNNロジットモデルの推定を行う．（統計量，t値の算出）

2) 効用関数を3D表示及び2D表示することで，効用の変遷を分析する．

3)効用をジャンプさせる説明変数が存在する場合は，ステップファンクションを用いたモデルによって，効用を急変させるポイントを具体的に算定する．

4．実測データの適用

（1）適用データの概要

適用するデータは，第三回全国幹線旅客純流動調査のトリップデータである．これは，平成12年秋期平日一日を対象とした全国レベルの幹線旅客流動を調査したもので，本研究では幹線旅客者の駅選択行動を対象にする予定である．ただし，首都圏に到着するトリップに限る．以下に概要を示す．

・サンプル数：331

・目的変数：選択される新幹線駅

・説明変数：トリップ総費用，新幹線乗車時間，各駅の新幹線停車本数など8項目

（2）適用結果と評価

適用結果と評価については講演時に発表する．

5．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．また，ステップファンクションを用いたモデルの構築により，効用を急変させる値の推定を行った．

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，ステップファンクション以外にも，効用が急変する地点を的確に推定できるモデルを構築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