

IV-28

ニューラルネットワークの空間相互作用モデルへの適用可能性

岐阜大学工学部 正員 清水英範

岐阜大学工学部 正員 宮城俊彦

名古屋市役所 正員 谷口真弘

1. はじめに

ニューラルネットワークは、脳の高度な情報処理をモデル化したもので、学習機能による自己組織化能力を主な特徴とする情報処理システムである。そのため、あいまいな問題や、そのメカニズムを単純な操作に分解するのが難しい問題への適用が有効である。

しかし一方で、自己組織化能力への過度の依存によって、ニューラルネットワークをブラックボックス的に利用することを批判する声も少なくない。確かに、これを地域分析モデルのように、精度のみならず、モデルの理論や構造に意味を見いだすモデルに対して安易に適用することは慎む必要があると思われる。

ところで、ニューラルネットワークと言えども、その機能は人工的につくられた数学的処理に従うものであり、本来その過程はブラックボックスではない。したがって、実際問題への適用にも何らかの意味解釈が可能であり、また、その適否や限界を知り、それに基づいてモデルを改良することも可能なはずである。

本研究では、ニューラルネットワークの空間相互作用モデルへの適用に着目し、ネットワーク内部での情報処理と、従来モデルの構造とを比較することにより、ニューラルネットワークの適用に対して意味解釈を与えたい。これにより、ブラックボックスとしてではないニューラルネットワークの適用可能性を探る。

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(以下、N-N)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。

ユニットは多入力1出力であり、出力は重み(結合係数)を付けられ、他のユニットへ入力される。ユニットは入力の総和に、ユニット固有の値(オフセット値)を考慮した値(内部状態: u)を求め、これを応答関数によって出力する。この応答関数には、以下に示す単調非減少であるシグモイド関数を用いる。

$$f(u) = 1 / \{1 + \exp(-u)\} \quad (1)$$

以上のような情報処理モデルによって、情報が入力層から中間層、出力層へと順次伝播し、ネットワークの出力値が得られる。

N-Nの自己組織化とは、この出力値と正しい出力(推定したい値: 教師信号)との2乗誤差を最小化するように、出力と逆の方向に向かって誤差を伝播し、結合係数及びオフセット値を最急降下法を用いて修正していく過程である。この学習法をバックプロパゲーション法(以下、BP法)という。

3. N-Nモデルの空間相互作用モデルへの適用

本研究では、各ゾーンの従業者数(X_i)を入力することにより各ゾーンの人口(Y_j)を推定する空間相互作用モデルへの階層型N-Nモデルの適用を試みる。

(1) N-Nを用いた空間相互作用モデル

ネットワークの構造は、入力層と出力層の2層とし、各々のユニット数は、対象ゾーンの数と一致させる。

また、ここでは1セットの入力信号(従業者数)と、教師信号(人口)により自己組織化を行い、出力範囲はゼロから対象地域の総人口(N)までとする。

この2層N-Nモデルは以下のように定式化される。

$$\hat{Y}_j = \frac{N}{1 + \exp\left\{-\sum_i (W_{ij}X_i - \theta_j)\right\}} \quad (2)$$

ここで、 $\hat{Y}_j$: N-Nの出力

$\sum W_{ij}X_i - \theta_j$: 内部状態(u_j)

W_{ij} : 結合係数, θ_j : オフセット値

このとき、 W_{ij} や θ_j は次のように学習され、

$$\min. E = \frac{1}{2} (\hat{Y}_j - Y_j)^2 \quad (3)$$

例えば、 W_{ij} の修正量 ΔW_{ij} は以下のようになる。

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \\ &= \eta (Y_j - \hat{Y}_j) \hat{Y}_j (1 - \hat{Y}_j/N) X_i \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 η : 1回の修正量を決めるパラメータ

(2) N-Nモデルの意味解釈

式(2)で定式化したN-Nモデルは、以下のような集計ロジットモデルの構造に一致する。

$$Y_j = N \frac{\exp(V_j)}{\sum_k \exp(V_k)} = \frac{N}{1 + \exp\{-[V_j - \ln(\sum_{k \neq j} e^{V_k})]\}} \quad (5)$$

ここで、 V_j ：ゾーンjの立地効用

$\ln(\sum_{k \neq j} e^{V_k})$ ：ゾーンj以外のゾーンへ立地するときの期待効用

式(2)、(5)より、次の項の対応が成り立つ。

$$\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j = V_j - \ln(\sum_{k \neq j} e^{V_k}) \quad (6)$$

したがって、N-Nモデルは、効用の差から人口分布を推定する、集計ロジットモデルと同じ働きをするモデルとみなすことができる。

このモデルを岐阜市（13ゾーン）に適用した結果、現況データは誤差ゼロで再現された。しかし、ゾーンの従業者数を増加させ、これにより人口分布がどのように変化するかという感度分析をいくつか行った結果、あるゾーンの従業者数の増加がほとんどのゾーンの人口を減少させるといった、非現実的な挙動も見られた。

4. 改良N-Nモデルの構築

N-Nモデルは集計ロジットモデルと異なり、常に配分比率（ P_j ）が、

$$\sum_j P_j = \sum_j (Y_j / N) = 1 \quad (7)$$

となる構造的特性を持たない。これが、上記の非現実的な挙動の原因であった。

そこで、N-Nモデルの将来予測に対する信頼性を高め、また、集計ロジットモデルとの意味関連をより明確にするために、N-Nモデルの内部状態の構造を式(7)が常に成り立つように改良を試みる。

このとき、いくつかの仮定のもとに、式(7)が成立する必要十分条件は次式であることがわかった。

$$\theta_j = \ln \sum_{k \neq j} \exp(\sum_i W_{ik} X_i) \quad (8)$$

すなわち、ユニットの内部状態を

$$u_j = \sum_i W_{ij} X_i - \ln \sum_{k \neq j} \exp(\sum_i W_{ik} X_i) \quad (9)$$

で定義した改良N-Nモデルを構築することにより、式(7)が常に成立し、また改良N-Nモデルは、

① $\sum W_{ij} X_i$ ：ゾーンjの立地効用

② θ_j ：ゾーンj以外へ立地するときの期待効用と定義した集計ロジットモデルをBP法で推定する空間相互作用モデルであると解釈できる。

なお結合係数 W_{ij} は、式(9)の第2項に W_{ij} を含まないため、式(3)、(4)におけるBP法の学習と全く同様な方法により推定が可能である。

また、3.と同じ適用実験を行った結果、現況データは誤差ゼロで推定され、また感度分析においても経験的に予想される結果と同様な結果が得られた。

5. 政策分析モデルへの拡張

改良N-Nモデルは、交通条件や地価等に関する政策分析を支援するモデルへも拡張可能である。

例えば、結合係数 W_{ij} を以下のように定式化する。

$$W_{ij} = \alpha H_j^{\beta_j} T_{ij}^{\gamma_{ij}} \quad (10)$$

ここで、 H_j ：ゾーンjの住宅地地価

T_{ij} ：ゾーンi、j間の時間距離

α 、 β_j 、 γ_{ij} ：パラメータ

この場合においても、各パラメータはBP法によって推定可能である。（証明略）

同様の適用実験でも、誤差ゼロでの現況推定がなされ、また交通条件や地価の変化に対する感度分析においても現実的な結果が得られた。

なお、結合係数 W_{ij} をゾーン特有のパラメータを利用せずに以下のように定式化することもできる。

$$W_{ij} = \alpha H_j^{\beta} T_{ij}^{\gamma} \quad (11)$$

このときには、当然のことながら誤差ゼロでの現況再現性は得られない。しかし、各パラメータはBP法によって容易に推定できる。

6. おわりに

本研究により、2層N-Nモデルを空間相互作用モデルに適用する一応の意味解釈が可能となった。

構築した改良N-Nモデルは、集計ロジットモデルと基本的に等価な機能を有し、しかもBP法によって、モデルの非線形構造を効率的に同定できる。改良N-Nモデルは、空間相互作用モデル構築のための強力な一手法になりうる可能性を有していると考えられる。