

## 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

東京大学工学部 正員 清水英範

岐阜大学工学部 正員 宮城俊彦

岐阜大学工学部 学生員 〇森 光正

### 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こと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、これら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、階層型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、NN）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ような構造のネットワークである。

ユニットは多入力1出力である。出力は重み（結合係数）を付け、他のユニットの入力となる。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）を求め、これを応答関数によって出力する。応答関数には、以下に示す単調非減少のシグモイド関数を用いる。

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

以上のような情報処理モデルによって、情報が入力層から出力層へと順次伝播し、ネットワークの出力が得られる。その処理過程は、2層（入力層、出力層）の場合、次のように表される。

① 入力層ユニット  $i$  は入力信号  $X_i$  を入力し、その値をそのまま出力する。

② 出力層ユニット  $j$  は、入力層ユニット  $i$  の出力値  $X_i$  に結合係数  $W_{ij}$  を付けた値を入力値とし、その総和に出力層ユニット  $j$  のオフセット値  $\theta_j$  を考慮した値  $U_j$ （内部状態）を求め、応答関数により値  $Y_j$  を出力する。

すなわち、出力層ユニット  $j$  の入出力関係を定式化すると、以下ようになる。

$$\text{入力値の総和} : u_j = \sum_i W_{ij} X_i \quad (2)$$

$$\text{内部状態} : U_j = u_j - \theta_j \quad (3)$$

$$\text{出力値} : Y_j = f(U_j) \quad (4)$$

### 3. NNの空間相互作用モデルへの適用<sup>1)</sup>

本研究では、各ゾーンの従業者数 ( $X_i$ ) を所与として、各ゾーンの人口を推定する空間相互作用モデルへの階層型NNの適用を試みる。

#### (1) NNを用いた空間相互作用モデル

NNの構造は、入力層と出力層の2層とし、各層のユニットの数は、ともに対象ゾーンの数と一致させる。また出力範囲は、0から対象地域の総人口 ( $N$ ) までとする。

以上より、2層NNの入出力関係は、式(5)のように定式化される。

$$Y_j = \frac{N}{1 + \exp\left\{-\left(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j\right)\right\}} \quad (5)$$

ここで、 $X_i$  : NNの入力値(従業者数)

$Y_j$  : NNの出力値(推定人口)  $N$  : 総人口

$W_{ij}$  : 結合係数  $\theta_j$  : オフセット値

#### (2) NNモデルの意味解釈

いま、居住者は立地効用を最大とするゾーンに立地している、という仮定のもとに、総人口を配分し人口分布を推定する集計ロジットモデルを考える。

このとき、ゾーン  $j$  の推定人口  $Y_j$  は、以下のように定式化される。

$$Y_j = \frac{N}{1 + \exp\{-[V_j - \ln(\sum_{k \neq j} \exp(V_k))]\}} \quad (6)$$

ここで、 $V_j$ :  $j$ ゾーンの立地効用

式(5)と式(6)の比較により、NNモデルは、あるゾーンの立地効用と、そのゾーン以外のゾーンへの立地効用の期待値の差により、全人口を配分し、人口分布を推定するという、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。

#### 4. NNモデルの改良<sup>1)</sup>

NNモデルは集計ロジットモデルと違い、出力される推定人口の総和がコントロールトータルとしての総人口(N)に一致する、という構造的特性を持たない。

そこで、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、NNモデルの内部構造を

$$\sum_j Y_j = N \quad (7)$$

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る。

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

式(5)、(8)と式(6)の比較により、

①  $\sum W_{ij} X_i$  は  $j$ ゾーンの立地効用

②  $\theta_j$  は  $j$ ゾーン以外の立地効用の期待値に相当することがわかる。

#### 5. 政策分析支援モデルへの拡張

改良NNモデルは結合係数に政策変数となり得る指標を組み込むことにより、政策変数の変化を人口分布に反映することが可能である。

例えば、住宅地価とゾーン間の所要時間を用いて次のように結合係数を定式化することができる。

$$W_{ij} = \alpha H_j^{\beta} T_{ij}^{\gamma} \quad (9)$$

ここで、 $H_j$ :  $j$ ゾーンの住宅地価

$T_{ij}$ :  $i$   $j$ ゾーン間の所要時間

$\alpha, \beta, \gamma$ : パラメータ

このように結合係数を定式化することにより、改良NNモデルは次のように表される。

$$Y_j = \frac{N}{1 + \exp\{-[\sum_i M_{ij} - \ln \sum_{k \neq j} \exp(\sum_i M_{ik})]\}} \quad (10)$$

ここで、 $M_{ij} = X_i(\alpha H_j^{\beta} T_{ij}^{\gamma})$

しかしこの場合、データ数に対するパラメータ数が多く、統計学的な有意性の検討が行えず、将来予測に対して何ら信頼性が得られない、という問題がある。

そこで、パラメータ数を減らすことも可能である。例えば、以下の式(11)のように定式化することもできる。

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

ここで、 $\alpha, \beta, \gamma$ : パラメータ

当然のことながら精度は悪くなるが、パラメータ数は少なく、統計的に意味あるモデルとなりうる。

つまり、いくつかのパラメータを用いて政策変数を組み込んだ改良NNモデルを、空間相互作用モデルに適用する場合、モデルの適合度(精度)とモデルに含まれるパラメータ数との調和をはかる必要がある。そのモデル選択の規準として、情報量規準: AICがある。

#### 6. AICを用いたモデルの評価方法<sup>2)</sup>

AIC (Akaike Information Criterion: 赤池情報量規準) は、複数個のモデルがあるときに、各モデルの良し悪しを評価する規準として、赤池が提案した情報量であり、

$$AIC = -2 \times (\text{最大対数尤度}) + 2 \times (\text{パラメータ数}) \quad (12)$$

のように定義される。このAICを最小にするモデルが最適なモデルと考える。

このAICをNNモデルへ適用するとき、パラメータは結合係数となる。この結合係数は、必ずしも最尤推定量に収束するわけではないが、ここでは最尤推定量とみなし、AICを適用することとする。

これにより、NNモデルでのAICは、パラメータ数の変化に無関係な項を省略すると、以下ようになる。

$$AIC = k \log_e \sigma^2 + 2 \times (\text{パラメータ数}) \quad (13)$$

$$\sigma^2 = \sum_{j=1}^k \frac{E_j^2}{k} \quad : \text{平均二乗誤差} \quad (14)$$

ここで、 $k$ : 出力ユニット数(ゾーン数)

$E_j$ : ゾーン  $j$  の推定値の残差

なお、本研究の適用事例については、発表時に示す。

#### 【参考文献】

- 1) 清水英範, 宮城俊彦, 森光正: 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, 土木計画学研究・講演集, No. 16(1)-1, pp. 343-348, 1993. 12
- 2) 栗田多喜夫: ニューラルネットにおけるモデル選択の試み, 信学技報, PRU89-16, pp. 17-22, 1989