ニューラルネットワークモデルを用いた 地域間交易係数の推定[†]

宮 城 俊 彦*

Estimation of Inter-regional Trade Coefficients Using Neural Network Models

Toshihiko MIYAGI

Abstract

We examined two approaches for estimating inter-regional trade coefficients that are used in the spatial computable general equilibrium model developed by the author. The first approach is based on the gravity model, in which a conventional statistical procedure is applied to identify parameters of trade coefficients. The alternative approach may be called a model-free approach and uses neural network models to model the complexity caused by differences between intra-zonal and inter-zonal trade coefficients. We show that traditional statistical approaches are insufficient to capture intra-zonal trade coefficients due to large variations in intra-regional commodity flows among regions and among commodity types. To overcome this weakness, we propose neural spatial interaction models and show that the neural network model is more flexible and dominates the traditional method in capturing inter-regional trade coefficients.

JEL Classification: R11, R13, R15

Keywords: Neural Network Models, Spatial Commodity Flows, Inter-regional Trade Coefficients, Spatial Computable General Equilibrium Model

1. は じ め に

空間的応用一般均衡 (A Spatial Computable General Equilibrium; SCGE) モデルは CGE モデルに地域間交易を含むように拡張したモデルであり、宮城・本部 (1996) および Brocker (1998) によってほぼ同時期に提案された。また、地域間交易係数を所与とする SCGE モデルは Kanemoto and Mera (1985) によって提案された。本研究では、交通インフラ等の整備によって地域間交易係数が変化する場合を前提にした SCGE モデルを扱っている。

初期の SCGE モデルは iceberg (氷解) モデルを前提に構築された。氷解モデルは、Samuelson (1952) によって提案された輸送モデルであり、本来、空間的に展開される輸送活動を伝統的な経

[†] レフリーの方には式のミス等のご指摘を頂いた。この場を借りて感謝します。ただし、本稿に含まれる過ちはすべて著者に帰すべきものです。

* 東北大学大学院情報科学研究科

2007 年 3 月 6 日受付 2009 年 6 月 28 日受理

© 日本地域学会 (JSRSAI) 2009

済均衡モデルに組み込むために、von Thunen のよく知られた馬車輸送 (horse truck) モデル (Karmann, 1981) と同様、輸送費相当分の生産を本来の需要に加えて上乗せして生産する考える。このマークアップ率を輸送係数と呼んでいる。宮城 (1998, 2003) は地域間交易係数を誘導する過程で、輸送係数が単位生産価格に対する輸送マージン率で表せるモデルを提案している。したがって、交通インフラの整備に伴う地域間所要時間の減少が輸送マージンの減少をもたらすようにモデル化でき、地域間所要時間の短縮は輸送部門を除く他の生産部門の生産費用を減少させ、それらの生産部門の生産増に寄与する。ただし、輸送費用とアクセシビリティ変化の関係は9地域産業連関表を基本データとした回帰分析によって行われており、これらの関係が十分に解明されたとは言えない。また、氷解モデルでは、輸送部門は独立した産業部門とは見なされず、輸送費用は生産における外的要因であると仮定しているので、交通インフラ整備が輸送部門に与える影響は計測できない。

宮城 (2005), Miyagi and Sakurai (2005) は輸送部門を独立した輸送部門として取り扱える生産価格ベースの産業連関表を基準均衡データとする SCGE モデルを提案している。以降ではこれを M-SCGE モデルと呼ぶ。M-SCGE モデルは地域間交易の予測を内包した CGE モデルであり、与えられる基準均衡データの種類によって3タイプのキャリブレーションを想定している。すなわち、タイプ I は1つの県の産業連関表が与えられており、県をいくつかの圏域に分けた場合に、1つの産業連関表を基準均衡データとして地域間産業連関表を予測するモデルである。タイプ II は、全国を対象に都道府県地域内産業連関表は与えられていることを前提に、地域間産業連関表を予測するモデルである。そして、タイプ III は9地域間産業連関表のような地域間交易データが基準均衡データとして利用できる場合を対象にしている。本研究ではタイプ II のモデルを扱っている。

M-SCGE タイプ II は、地域内の産業連関は通常の CGE モデルによって表現されるが、地域間の交易は重力型の地域間交易モデルで推計する手法である。この場合、地域間交易を表わすデータは、通常、入手できないので、実際の応用に当たっては地域間流動に関する他のデータを代用し、地域間相互作用モデルを用いて地域間時間（距離）抵抗の影響を測定し、地域間交易に対するアクセシビリティ変化の影響を組み入れる。アクセシビリティ変化と地域間交易係数が連動するようにモデル化されているので、アクセシビリティ変化は地域での財の購入価格にも影響を与え、従って、消費者の財消費そして効用を変化させる。このように、M-SCGE は交通インフラ整備に伴う便益計測を可能にする。

地域間交易係数の推定において最も重要であり、困難な問題が地域の自給率の推定である。特に、県レベルのゾーンを細分化した場合には、その推定精度は整備効果の推定に大きな影響を及ぼす。地域の自給率は地域そして財の種別ごとに大きく変動するため、統計的な手法、たとえば、OLS 等でパラメータ推定すると実際の値は回帰直線から大きく乖離し、そのため、地域間交易量の過大推定あるいは過小推定を招く恐れがある。この問題を解決するため、本研究ではニューラルネットワークを利用した重力モデルのパラメータ推定を提案する。ニューラルネットワークに

についてはRumelhart, Hinton and Williams (1986) による誤差逆伝播法が知られて以降、膨大な応用研究が積み重ねられてきている。地域科学や交通科学分野でも多くの適用例があるが(Dougherty, 1995; Nijkamp et al., 1996; Rodrigue, 1997; Mozolin, et al., 2000; Miller and Shaw, 2001), 空間相互作用モデルへの応用はOpenshaw (1993), Fisher and Gopal (1994) による研究が発端になっていると言えよう。本研究の適用例は以下の点で従来のニューラル空間相互作用モデルと異なる特徴を持っている。

① 従来の適用例は、主に通信数やトリップ数の地域間分布量であるのに対し、本研究では地域間貨物流動量あるいは地域間交易額を対象にしている。

② 伝統的な統計手法との全体的な予測精度の比較が主であるが、本研究では地域内（あるいはゾーン内）交易量の推定精度を特に問題にしている。

県レベルの地域間交易を考える場合、各県の自給率が前もって与えられる場合には②は特に大きな問題ではない。しかし、県をさらに詳細なゾーンに分割する場合や逆に複数の県を統合する場合には、それらのゾーンの自給率は正確には把握できなくなる。自給率の推定はそれ自身が単純な問題ではないことは明らかである。実際、自給率が与件で、地域間交易量の推定だけに限定するならば、敢えてニューラルネットワークモデルを利用する必要性はないといえる。ニューラルネットワークモデルの特徴は構造が特定化できない非線形性の強いデータ分析に向いている点にある。この点に関し、本研究では、ある財の地域間交易係数の推定には、他の財の地域間交易係数のデータを説明変数に加えた場合、地域内交易係数（いわゆる自給率）の推定精度が格段に向上することを明らかにする。

本論の構成は以下のである。まず、2節では地域間交易係数と空間相互作用モデルの関係を明らかにし、空間相互作用モデルを内生化するプロセスについて示す。3節ではフィード・フォワード型のニューラル空間相互作用モデルの定式化について示している。空間相互作用の数学的構造を明示的に扱うためには、複雑なレイヤー構造を定義する必要はなく、地域間アクセシビリティ尺度の一次結合として定式化できる単純なニューラルネットワークが有効である。4節ではOLSおよびニューラルネットワークモデルによる地域間交易係数の推計精度について議論している。ここでは、1995年9地域間産業連関表のデータおよび物流センサデータの2つのデータを使用して、特に、地域内交易係数の推定精度に焦点を当て検討する。前者は沖縄県を九州ブロックに含めた8地域を対象にした粗いデータであるのに対し、後者は2000年の物流センサを利用しており、47都道府県を基本に、愛知・岐阜・三重の3県については詳細ゾーンに分割した合計62ゾーンのデータを使用している。

2. 地域間交易モデル

2.1 地域間交易係数の誘導

宮城 他 (1996, 1998) によって考察された地域間交易モデルを以下に概要する。地域（ゾーン）集合を $R=\{1, \dots, r, s, \dots, N\}$, 企業あるいは生産セクターの集合を $I=\{1, \dots, i, j, \dots, n\}$ とおく。コ

モデティ $i \in I$ の地域間価格 p_i^{rs} ($r, s \in R$) を次式で与える。

$$p_i^{rs} = p_i^r (1 + \eta_i^{rs}) \quad (1)$$

ここに、 p_i^r はコモデティ i の地域 r での生産価格、 $\{\eta_i^{rs}\}$ は地域間の輸送マージン率である。地域 s でのコモデティ i の生産量 z_i^s を次のような CES 生産関数で表わす。

$$z_i^s = \left[\sum_{r \in R} (\varphi_i^{rs})^{\frac{1}{\sigma_t}} (x_i^{rs})^{\frac{\sigma_t-1}{\sigma_t}} \right]^{\frac{\sigma_t}{\sigma_t-1}}$$

ここに、 φ_i^{rs} はシェア・パラメータ、 σ_t は交易の地域間代替性を表すパラメータである。 x_i^{rs} は i を生産するのに必要な地域 r からの投入量である。なお、上式ではスケール・パラメータは省略している。企業は与えられた生産水準 z_i^s を与件としてコストを最小化すべく、地域間交易量を決定する。すなわち、

$$\min_{\{x_i^{rs}\}} \sum_{r \in R} x_i^{rs} p_i^{rs} \quad (2a)$$

$$\text{s.t.} \quad \left[\sum_{r \in R} (\varphi_i^{rs})^{\frac{1}{\sigma_t}} (x_i^{rs})^{\frac{\sigma_t-1}{\sigma_t}} \right]^{\frac{\sigma_t}{\sigma_t-1}} = z_i^s \quad (2b)$$

その結果、地域間交易量は次式で与えられる。

$$x_i^{rs} = \frac{\varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{-\sigma_t}}{\left[\sum_{r \in R} \varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{1-\sigma_t} \right]^{\frac{\sigma_t}{\sigma_t-1}}} \cdot z_i^s \quad (3)$$

また、地域 s の購入価格指数は次式で与えられる。

$$q_i^s = \left[\sum_{r \in R} \varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{1-\sigma_t} \right]^{\frac{1}{1-\sigma_t}} \quad (4)$$

すなわち、地域 s では財 i の価格に生産価格と平均購入価格という、2つの価格が存在する点が通常の CGE モデルと異なる点である。このとき、地域間価格で評価された地域間交易係数 τ_i^{rs} は Shaphard の補題より、(4) を用いて次式で与えられる。

$$\tau_i^{rs} = \frac{\partial q_i^s}{\partial p_i^{rs}} = \frac{\varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{1-\sigma_t}}{\sum_{r \in R} \varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{1-\sigma_t}} \cdot \frac{q_i^s}{p_i^{rs}} \quad (5)$$

一方、輸送費用がプールされた地域間交易係数は次式で与えられる。

$$T_i^{rs} = \frac{\partial q_i^s}{\partial p_i^r} = \frac{\varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{1-\sigma_t}}{\sum_{r \in R} \varphi_i^{rs} (p_i^{rs})^{1-\sigma_t}} \cdot \frac{q_i^s}{p_i^r} = \tau_i^{rs} (1 + \eta_i^{rs}) \quad (6)$$

式 (6) は、1 単位の地域間交易需要に輸送マージン率に応じた地域間交易量を上乘せしているという意味で氷解モデルの概念を含んでいる。 η_i^{rs} は Kanemoto and Mera (1985) の輸送係数に相当する。式 (6) より直接的に、あるいは、一次同次関数に関するオイラーの定理より、次式が成立する。

$$q_i^s = \sum_{r \in R} p_i^r T_i^{rs}$$

すなわち、購入価格指数は購入先の生産価格を地域間交易係数で重み付けした平均価格として定義される。

さて、Chenery-Moses 型の地域間交易係数 (Hewing and Jensen, 1986) は次式で定義できる。

$$\tilde{T}_i^{rs} = \frac{\tilde{x}_i^{rs} + \tilde{d}_i^{rs}}{\tilde{X}_i^s} = \frac{p_i^r}{q_i^s} \cdot \frac{(x_i^{rs} + d_i^{rs})}{X_i^s} = \frac{p_i^r}{q_i^s} T_i^{rs}$$

ここにおいて、チルダは価値ベースの量であり、量表示の変数とは区別している。また、 X_i^s は地域 s におけるセクター i の生産量、 x_i^{rs} は中間投入の地域間交易量そして d_i^{rs} は最終需要の地域間交易量であり、 $D_i^s = \sum_r d_i^{rs}$ である。すなわち、Chenery-Moses モデルでは中間投入と最終需要は同じ交易係数で表わされると仮定している。また、価値ベースの交易係数では $\sum_{r \in R} \tilde{T}_i^{rs} = 1$ が成立するが、量ベースでは交易係数は基準化されず、 $\sum_r T_i^{rs} \neq 1$ であることに注意が必要である。 a_{ij}^s を地域 s における j セクターの 1 単位生産に伴う i セクターからの投入量と定義すると、財の需給バランス式より、

$$\begin{aligned} \tilde{X}_i^r &= \sum_{s \in S} (\sum_{j \in C} \tilde{x}_{ij}^{rs} + \tilde{d}_i^{rs}) = \sum_{s \in S} \tilde{T}_i^{rs} (\sum_{j \in C} \tilde{x}_{ij}^s + \tilde{D}_i^s) \\ &= \sum_{s \in S} T_i^{rs} \frac{p_i^r}{q_i^s} \left\{ \sum_{j \in C} \left(\frac{q_i^s}{p_j^s} a_{ij}^s \right) p_j^s X_j^s + q_i^s D_i^s \right\}, \end{aligned}$$

これより、量表示の需給バランス式が成立することが分かる。

$$X_i^r = \sum_{s \in S} T_i^{rs} \left(\sum_{j \in C} a_{ij}^s X_j^s + D_i^s \right) \quad (7)$$

2.2 空間相互作用モデルと地域間交易係数

M-SCGE モデルは生産価格ベースの産業連関表を基準均衡データとする SCGE モデルである。この場合、運輸部門は独立した経済主体として取り込まれているので輸送マージン率を想定する必要は無く、 $\eta_i^{rs} = 0, \forall i \in \mathbf{I}, \forall r, s \in \mathbf{R}$ である。したがって、 $T_i^{rs} = \tau_i^{rs}, \forall i \in \mathbf{I}, \forall r, s \in \mathbf{R}$ 。このことを前提に式 (6) を再掲する。

$$T_i^{rs} = \frac{\varepsilon_i \varphi_i^{rs} (p_i^r)^{1-\sigma^r}}{\sum_{r \in R} \varphi_i^{rs} (p_i^r)^{1-\sigma^r}} \cdot \frac{q_i^s}{p_i^r} \quad (8a)$$

$$\sum_{r \in R} \varphi_i^{rs} = 1 \quad (8b)$$

ここに、 ε_i はスケール・パラメータである。地域間交易係数のパラメータ $\{\varepsilon_i, \varphi_i^{rs}\}$ のキャリブレーションに当たって留意する点は次のようである。

- ① (8b) によって次元が 1 つ減るのでスケール・パラメータが必要である。
- ② 地域間交易データが利用できないときには、シェア・パラメータ φ_i^{rs} を求めることはできない。

シェア・パラメータ φ_i^{rs} は価格の影響を除去した潜在的な地域間の結びつきを表わすパラメータであり、地理的要因あるいは交通インフラの整備水準で定まる地域の相対的なポテンシャルあるいは地域の比較優位性を表わす尺度であると考えることができる。すなわち、今、キャリブレーションのためにすべての生産価格を単位価格に設定する ($p_i^r=1$ for all $i \in C$ and $r \in R$)。このとき、次の関係を得る。

$$T_i^{rs} = \varepsilon_i \varphi_i^{rs} \quad (9)$$

地域間交易に関するデータが与えられている場合にはキャリブレーションでこのパラメータを決定できる。しかし、ここでは地域間交易データは利用できないことを前提にしている。そこで、 φ_i^{rs} を決定するため、地域間相互作用モデルを利用し、他のデータを利用してアクセシビリティ変数を地域間交易モデルに導入することを考える。まず、次のような発地制約型の重力モデルで φ_i^{rs} が表わされると仮定する。

$$\varphi_i^{rs} = \frac{\theta_i^r (X_i^r)^{\kappa_i} (c^{rs})^{-\mu_i}}{\sum_{r \in R} \theta_i^r (X_i^r)^{\kappa_i} (c^{rs})^{-\mu_i}} \quad (10a)$$

$$\sum_r \theta_i^r = 1 \quad (10b)$$

ここに、 $\{c^{rs}\}$ ：地域間輸送時間(コスト)、 $\{\theta_i^r\}$ ：新たに導入されたシェア・パラメータ、 $\{\mu_i, \kappa_i\}$ ：統計的に決定される重力モデルのパラメータ。(10) を (6) または (8a) に代入して得られる交易係数は空間的に2次元のシェアパラメータ $\{\varphi_i^{rs}\}$ を1次元のシェア・パラメータ $\{\theta_i^r\}$ に置き換えることになるので、(7) を利用してキャリブレーションが行える。また、このモデルでは輸送部門を含む産業連関表を基準均衡データに利用するため、交通インフラ整備に伴う所要時間短縮が地域経済に与える影響のみならず、輸送部門に与える影響等も分析できる枠組みを与える。

2.3 空間相互作用モデルのパラメータ推定と問題点

全国ベースの地域間交易を対象にした場合、空間相互作用モデルのパラメータ推定に利用可能なデータベースは全国貨物流動調査と9地域間産業連関データの2種類である。貨物流動調査は47都道府県間の貨物流動を財の種目別に得られる点では望ましいが、重量単位のデータである。また、得られるデータは農林水産部門と製造業部門に限定される。一方、9地域間産業連関表は価値ベースのデータなのでSCGEモデルと矛盾しないデータベースであるが、1つの地域ブロックが大きく、地域間所要時間が与える影響を計測するには余りにも大雑把なデータである。このように、都道府県レベルの地域間交易係数を求めるために必要なデータセットは現時点ではないといえる。こうした問題点は別にしても、地域間交易係数のパラメータ推定に標準的な統計的手法を適用する場合、留意すべき問題点がある。この点について9地域間産業連関データを用いた例を用いて示す。

図1は農林水産業および鉱・製造業について交易係数と地域間所要時間(1時間単位)の関係をプロットし、2種類の回帰曲線を当てはめた図である。全体的に所要時間が大きくなれば交易係数

図 1(a). 交易係数—所要時間散布図（農林水産）

図 1(b). 交易係数—所要時間散布図（製造業）

は急激に減衰する傾向にあり、通常の交通需要の場合と同じ構造を有する。図中の回帰曲線は指数曲線と多項近似曲線を表示している。しかし、指数曲線の場合、距離減衰する傾向は表現できても、楕円で表示した地域内交易係数の部分をほとんど再現できない（この傾向は説明変数に地域の生産額を含めても解消せず、また、紙面の都合上割愛しているが、後に示す 62 ゾーンの物流データを用いた場合にも当てはまる）。このことは、自地域内交易係数の平均値を切片として設定した場合でも同様であり、その場合には逆に地域間の交易係数が表現できなくなる。同様なことは多項関数近似でも言える。この例は全国を 9 地域にブロックに分割したものであるため特に自地域割合が高くなる傾向が出るが、県レベル産業連関の場合でも自給率は比較的大きいので同じ問題を抱えることになる。結論を言えば、自給率と地域間交易率両方の構造を同時に表現できる関数を従来の統計的手法で推定することは困難である。

自給率の推定は M-SCGE モデルによる交通インフラ投資の評価においては大きな意味をもつ。回帰曲線はデータを平均値に回帰させるので、自給率のように地域特性による変動が激しい数値の場合、平均値からの乖離が大きい地域では予測値が過大あるいは過小推定になる。このことは、たとえば、過小推定ならば、逆に他地域との地域間交易が大きくなることを意味し、地域間所要時間短縮の便益は大きめに算出されることになる。当然、逆のケースも生じる。

もし、自給率が予め与えられるときには、このことはたいした問題ではない（この場合の地域間交易モデルについては付録 1 を参照）。しかし、県レベルのゾーンをさらに細分化した地域を含む対象地域に M-SCGE モデルを適用する場合には、細分化された小ゾーンの地域内交易率を与える必要があり、単純に県レベルの値を適用すると過大あるいは過小評価になる。自給率の推定は地域の産業構造分析を通して、特化係数等を勘案して別途設定するほうが望ましいが、こうした煩雑な作業を回避して、簡易に、しかもシステムティックに求める方法が望まれる。

上述の問題は、ダミー変数を用い地域内と地域外に異なる回帰曲線を適用すれば、ある程度解決できる。しかし、自給率の空間特性は多様であり、ダミー変数の与え方自体が複雑化する。こ

これらの問題に対処するため、本研究ではニューラル・ネットワークの利用を考える。ニューラル・ネットワークは、関数形の特が困難な非線形関数の推定に適しているからである。

3. ニューロン空間相互作用モデル

3.1 モデル

以下ではフィード・フォワード型と呼ばれる、入力層、中間層、出力層からなる階層型のニューラルネットワークを考える。入力層は J 個の節点、中間層は H 個のニューロンそして出力層は 1 個のニューロンで構成される。コモデティ・フローの起終点ペア集合を $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{y}^u$ を OD ペア $u \in \mathbf{U}$ の交易係数、そして、 a_h^u を起終点ペア u の H 個のアクセシビリティ尺度のうちの h 番目指標と定義する。交易係数 $\mathbf{y}^u$ はこれらのアクセシビリティ尺度と定数項の線形関数として次式で定義する。

$$y^u = \sum_{h=0}^H \theta_h a_h^u, \quad \forall u \in \mathbf{U} \quad (11)$$

ここに、 $\theta_i, i=0,1,\dots,H$ は第 i 中間層ニューロンと出力層間の結合係数である。各々のアクセシビリティ尺度は、説明変数ベクトル $\mathbf{x}^u$ によって説明される。

$$a_h^u = \frac{1}{1 + e^{-z_h^u}}, \quad \text{ただし, } z_h^u = \sum_{j=0}^J \beta_{hj} x_j^u \quad (12)$$

ここで、 $x_j^u, j=0,1,2,\dots,J$ は OD ペア u におけるアクセシビリティを説明する j 番目変数である。ただし、 $x_0^u \equiv 1$ と定義している。また、 $\{\beta_{hj}\}$ は第 j 入力節点と第 h 中間層ニューロン間の結合係数である。(11)、(12) は次のように簡潔に表すことができる。

$$Z(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \sum_{h=0}^H \theta_h \left(1 + \exp\left(-\sum_{j=0}^J \beta_{hj} x_j^u\right) \right)^{-1}$$

ここに、 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_J)$ は $(J+1) \times U$ 次元の入力信号ベクトル、 $\mathbf{w} = (\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta})$ は $((J+2)H+1)$ の要素からなる結合係数ベクトルである。今、 $\hat{\mathbf{y}} = [\hat{y}^1, \dots, \hat{y}^u, \dots, \hat{y}^U]$ を目標値と置くと、結合係数は次の最小化問題の解として与えられる。

$$\min_{\mathbf{w} \in \mathbf{W}} \text{SSE} = E \left[\frac{1}{2} (\hat{\mathbf{y}} - Z(\mathbf{x}, \mathbf{w}))^2 \right]$$

この問題の解法には、通常、誤差逆伝播法 (the backpropagation or the backprop algorithm) が使われる。いま、教師データ $(\mathbf{x}^u, \mathbf{y}^u), (u=1, \dots, U)$ が与えられているものとする。このとき、誤差逆伝播法は、ランダムな初期値 $\mathbf{w}(0)$ からスタートして次のような更新式で解を改善していく。

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \nabla_{\mathbf{w}} Z(\mathbf{x}^u, \mathbf{w}(n)) (\mathbf{y}^u - Z(\mathbf{x}^u, \mathbf{w}(n))), \quad u \in \mathbf{T}$$

ここに、 α は学習パラメータ (あるいはステップ幅)、 ∇Z は勾配ベクトルである。また、 $\mathbf{T}$ は教師データのうち訓練用に使われるデータ番号の集合である。

目標値に対する予測値の当てはまりの良さを表すパフォーマンス指標には通常の相関係数も使われるが、それに加え、次のような指標がニューラルネットワーク研究者や空間分析などでは利用されている。なお、以下に置いて、 $M = \{(x^\nu, y^\nu) : \nu = 1, \dots, U_\nu\}$ は教師データのうち予測テストに利用されるデータ集合である。

① 平均相対分散 (average relative variance : ARV)

$$ARV = \frac{\sum_{(x^\nu, y^\nu) \in M} (y^\nu - Z(x^\nu, \mathbf{w}))^2}{\sum_{(x^\nu, y^\nu) \in M} (y^\nu - \bar{y})^2}$$

② 平方平均二乗誤差 (standardized root mean square error : SRMSE)

$$SRMSE(M) = \frac{1}{\bar{y}} \left[\sum_{(x^\nu, y^\nu) \in M} (y^\nu - Z(x^\nu, \mathbf{w}))^2 / U_\nu \right]^{1/2}$$

ARV および SRMSE とも値が小さいほうがモデルのパフォーマンスが高いことを表わす。ニューラル空間相互作用モデルは標準的なフィード・フォワード型ニューラルネットワークであり、空間的相互作用モデルとして位置づけられる背景はシグモイド関数を利用しているからに他ならない。また、制約無しのモデルであり、コモデティ・フローの発地制約あるいは着地制約は SCGE モデルの均衡体系の中で考慮される。これに対し、Fisher, Reismann and Hlavackova-Schindler (2001) は、制約を考慮でき、また、シグモイド関数をコブ=ダグラス型に置き変えたニューラル空間相互作用モデルを提案している。

3.2 適用例

2つの異なるデータセットを利用してニューラル空間相互作用モデルの現況再現性をテストした。1つは、1995年9地域間産業連関表であり、産業分類は、農林水産業、製造業、電気・ガス、商業、金融・証券、運輸、サービスの7セクターである。ただし、沖縄は九州ブロックに統合化しており分析対象地域は8地域である。他の1つは2000年の物流センサスデータであり、47都道府県間の物流データを基本に愛知県、岐阜県、三重県をさらに詳細に分割したデータであり、ゾーン数は62である。産業分類は、農林水産業、製造業を含む19セクターである。地域間所要時間は幹線道路網を対象に交通量配分によって得られたゾーン間所要時間である。ニューラルネットワークモデルは次の3つを対象にした。

Model A: 最も単純なモデルで入力信号はコモデティ別の地域間交通係数と地域間所要時間だけである。今、 y^{iu} を OD ペア u のコモデティ i の地域間交通係数、 a_h^{iu} をアクセシビリティ尺度、 t^u を所要時間と置く。このとき、

$$a_h^{iu} = \frac{1}{1 + \exp\{-\beta_h^i t^u + \beta_{0h}^i\}}$$

Model B: モデル B では地域間所要時間に加え、他のコモデティの地域間交通係数を入力信号に利用する。このとき、アクセシビリティ尺度は次式で与えられる。

$$a_h^{iu} = \frac{1}{1 + \exp\left\{-\left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^7 \beta_{hj}^i y^{ju} + \beta_{hs}^i t^u + \beta_{h0}^i\right)\right\}}$$

Model C: モデル C はモデル A において、地域ごと生産額を新たな入力信号として加えたものであり、本来の重力モデルになる。交通需要を対象にしたニューラルネットワークの適用例で、かなり高い再現性が得られることが報告されているが (Fisher and Gopal, 1994; Mozolin et al., 2000), 今回の分析ではモデル A を改善する傾向は見られなかったため、本論文の分析例では割愛している。

ニューラルネットワークモデルにおいては、一般に、データセットを結合パラメータ推定のための訓練用データ、その妥当性チェックデータそしてテストデータの 3 つのデータセットに分割し、過剰パラメータ推定傾向が生じていないかどうかを判断する。本研究では全データの 1/2 を訓練用、1/4 を妥当性チェックデータとして残りの 1/4 をテストに用いた。また、以下の分析例で用いる「予測」とは、訓練データで結合パラメータを求めたあと、全データを用いて元のデータの再現性をチェックする場合を指している。データの前処理としては、MinMax, 基準化, 主成分分析などがある。特に、モデル B では他の産業の地域間交易係数を説明変数として利用するので、予め主成分分析で独立成分を抽出しておくことが重要な作業になる。これらの前作業をすべて試し、チェックを行なったが、今回のケースでは異なるコモデティ間の従属的な関係は見出されず、これらは独立的な関係にあるという結果を得た。なお、以下に示す分析は MATLAB の Neural Network Toolbox を用い、訓練のための最適化アルゴリズムは Levenberg-Marquardt 法を用いている。

(1) 9 地域間産業連関データへの適用例

モデル A と B の比較を表 1 に要約した。表 1 において ARV1 は地域内交易係数 (自給率) に絞った評価指標である。以下に示す結果はすべて農林水産業のケースのみを表示している。以下に示す計算例では epoch 数はほとんどのケースが 20 回以内で平均自乗誤差が 10^{-3} 以下に収束した。データ数は 1 つのコモデティにつき $8 \times 8 = 64$ (ゾーンペア) である。表の 1 列目は節点を示す。

最適な節点数を決めるルールはなく、試行錯誤で決めるしか方法はない。以下の例でも節点数を増やすことが、必ずしもモデルのパフォーマンスを向上させることにはならないことが明らかにされる。また、初期値はランダムに与えるので以下に示す数値に常に収束するわけではない。たとえば、節点数が 3 の場合でも、表 1 の (b) のケースよりもよいパフォーマンスを示すこともある。したがって、モデルの評価はシミュレーションを複数回実行してその平均値で行うほうが望ましく、表 1 はあくまで目安である。

モデル A と B を比較した場合には、明らかにモデル B が良好な結果を与えている。図 2 (a) (b), 図 3 (a) (b) は節点数を 5 とした場合のモデル A と B のデータ再現性を示したものである。図 (a) は横軸に所要時間、縦軸に交易係数を取りプロットしたもので、図中、丸印はデータを、

表 1. 1995 年地域間産業連関表を用いた分析結果（農林水産業）

Instance	Model A				Model B			
	SRMSE	ARV	ARV1	r	SRMSE	ARV	ARV1	r
(a) 3-node net	0.7137	0.1655	1.6425	0.9187	0.4272	0.0593	1.1018	0.9757
(b) 5-node net	0.7152	0.1662	1.6344	0.9179	0.2965	0.0286	0.3183	0.9857
(c) 10-node net	0.7672	0.1912	1.3201	0.9081	0.3140	0.0320	0.2948	0.9852

図 2(a). モデル A の再現性

図 2(b). モデル A の相関図

図 3(a). モデル B の再現性

図 3(b). モデル B の相関図

十字はモデルによる再現結果を示している。図 (b) は予測値と実績値の相関関係を表わす散布図である。モデル A は比較的回帰モデルと同様の特性を持っており、ゾーン内交易率（自給率）の推定精度が落ちるため各種のパフォーマンス指標でモデル B に劣る。9 地域産業連関データでは 1 つのゾーンが複数の県を含むため地域内所要時間がどれほど意味を持つのか曖昧である。計算上得られた所要時間およびゾーン内所要時間をゼロと置くなど、いくつかの組み合わせを想定した。上に示した図は大部分のゾーンの地域内所要時間をゼロと置いた場合を図示したものである

表 2. 2000 年物流センサスを用いた分析結果（農林水産業）

	Model A				Model B			
Instance	SRMSE	ARV	ARV1	r	SRMSE	ARV	ARV1	r
(a) 5-node net	4.2651	0.7242	2.4756	0.5112	2.7098	0.2992	0.8005	0.8375
(b) 10-node net	4.2645	0.7411	2.4538	0.5107	2.4650	0.2476	0.6396	0.8687
(c) 30-node net	4.2810	0.7648	2.4695	0.5090	2.3539	0.2258	0.5669	0.8805

が、ゾーン内所要時間の設定による大きな差は見られず、自給率は所要時間よりも地域交易率のパターンによって決定されるという結果を得た。また、モデル B において、すべてのデータを訓練用に用いると、相関係数は 0.98～0.99 と跳ね上がり、地域内交易率はほぼ完全に再現することができた。

(2) 物流センサスデータを用いた分析

物流センサスデータは農林水産業と製造業に限定される。また、重量表示のため価値表示の地域間産業連関表とは異なり、ゾーン内比率が高い。データ数は 1 つのコモデティあたり $62 \times 62 = 3,844$ である。表 2 は先の分析例と同様、農林水産業への適用結果を示したものである。

表 1 の結果に比べモデル A およびモデル B ともにモデルのパフォーマンスは落ちている。主たる原因は地域内交易率が予測精度が下がったためである。訓練データは全データの半数であり、従って、残り半分のデータはパラメータのキャリブレーションには使われない。これら訓練に使われなかった地域内交易率は予測によって補われるが、しかし、データに使用されたデータと統計的性質を異にするため、予測によって再現の精度が低下する。9 地域産業連関データを利用する場合と比べ分析結果が大きく異なる点は、地域間所要時間のみを説明変数とした場合には極端にモデルの説明力が落ちる点である。このことは物流における起終点間の産業の結びつきの多様化を反映している。

図 4 は、モデル B に対し、訓練データだけに対する再現性を散布図で示したものである。また、図 5 は、図 4 と同様、モデル B に対し、キャリブレーションされた結合パラメータを基に全データを用いて再現性をチェックしたものである。いずれの場合も節点数は 10 である。初めに、相関係数が 0.919 あったものが 0.888 へと低下している。当然、全データを用いて訓練すれば、ほとんどの地域内交易係数をほぼ正確に再現でき、再現性だけでみれば、モデルのパフォーマンスは大きく向上する。しかし、パラメータの過剰適合性の問題が生じている可能性を検証することはできない。参考のため、節点数 30 で全データを訓練に用いた場合の結果を図 7 に掲載した。この場合のパフォーマンス指標は、 $SRMSE=1.1224$, $ARV=0.0513$, $ARV1=1.1e^{-4}$ であり、また、相関係数は 0.9794 である。このように全データを訓練データに用いることによって格段に地域内交易率の推定精度が向上する。なお、節点数を増加させると再現性は向上するが、交易係数の値が非常に小さなゾーンペアでは負の値を出す場合がある。これは、遠く離れた地域との物流量が、率として非常に小さいにも係わらず、その地域よりも近くある地域の物流量より大きいときに発生

図4. モデル B の訓練結果

図5. モデル B の予測の適合散布図

する。全体の適合性を高めるため、近い地域の交易係数を負にしないと、それより遠い地域の正の交易係数を説明できないためにこうした論理矛盾が生じる。この場合には、負の値をゼロとおき直し、また、1つの地域への移入率和が1になるように基準化しなおせばよい。あるいは、節点

図 6. モデル B の推定交易係数と地域間所要時間の関係

図 7. 全データを訓練に用いた場合の適合度

数を小さく抑え、ニューラルネットの鋭敏性を小さくすることで負の地域間交易係数を与えると
いう問題を解消することができる。

4. お わ り に

この研究は、M-SCGE モデルにおける地域間交易係数とそれに内包される空間相互作用モデルについて、特に、パラメータ推定の問題を取り扱ったものである。地域間交易係数は自地域の
交易係数（自給率）が所与の場合には、通常の回帰モデルで実用上問題なくパラメータ推定が行
える。ただし、その場合でも交易係数に含まれる代替弾力性パラメータをどのように推定するか
という問題が発生する。財ごとの生産価格、購入価格が与えられる場合には最尤法で推定が可能
であるが、このようなデータを利用できない場合には M-SCGE モデルでの反復計算等が必要に
なる。あるいは簡便的に 1 に近い数値をおけばよいであろう。

交通インフラの整備に伴う所要時間短縮の地域経済への効果を算定するには交易係数を所要時間
の関数として定式化するほうが望ましい。従来の回帰分析では自給率と地域間交易係数の両方を
同時に説明する関数設定が難しい。このため本研究ではフィード・フォワード型のニューラルネッ
トワークモデルの適用を検討した。その結果、次のような点が明らかになった。

① 隠れニューロンの節点数は 8 地域間産業連関表では 3~5 で十分であったが、62 ゾーンで
構成される物流センサスデータではさらに多くの節点数を必要とした。より複雑な空間相互作用
パターンに対しては節点数が多いほうが高い適合度を示すが、節点数を余り多くすると複雑な曲
線になり、負の地域間交易係数を与える場合もある。節点数の選択は現在のところ試行錯誤的に
しか決定できない。

② ゾーンペア数が少ない場合には、所要時間のみを用いたニューラル・ネットワークモデル
でも 0.9 以上の相関係数を持ち、回帰モデルよりも説明力は高い。しかし、自給率を十分に説明す
るまでには至らない。ゾーンペア数が大きくなると、所要時間のみを用いたモデルでは地域間交
易係数は説明できない。

③ 地域間所要時間に加え、他のコモデティの交易係数を説明変数に加えると、パフォーマンス
能力は大きくなり、特に、自給率の推定能力が格段に上昇し、実用上十分なレベルの予測が期
待できる。

④ データの半分を訓練用に使用した予測能力チェックの結果から判断すると、ニューロン空間
相互作用モデルは、伝統的統計的推定法に比べ、同等ないしはそれ以上の予測パフォーマンスを
もつ。

課題は以下のようなものである。

① モデル B を M-SCGE モデルに利用する場合、ひとつのコモデティの交易係数算定におい
て他のコモデティの交易係数を仮定する必要がある。すなわち、ガウス・ザイデル型の緩和法が
必要になるため計算時間が大幅に増加すると同時に収束性の問題が生じる。

② 制約なしニューロン空間相互作用モデルでは、交易係数の総和は 1 に基準化されない。数

値的に1に基準化することはできるが結合係数は変化しない。この問題を回避するためには、Fisher, Reismann and Hlavackova-Schindler (2001) の提案する制約付きニューロン空間相互作用モデルが有効であろう。

③ 提案したモデルの予測能力はある程度検証されているが、実際に異なる年度のデータを利用した検証が必要である。

謝 辞

本稿で用いた62ゾーンの物流センサスデータは、東海環状道路の経済評価のために作成されたものである。このデータの使用を許可して頂いた(財)海洋架橋・橋梁調査会、東海幹線調査会そして三菱UFJ総研にこの場を借りてお礼を申し上げたい。また、本稿は平成15・16年度文部科学省科学研究補助金(基盤研究C)の成果を基本に、それを発展させた研究である点を最後に付け加えておきたい。

参 考 文 献

- [1] Bröcker, J., "Operational spatial computable general equilibrium modeling," *Ann. Reg. Sci.*, 32, 1998, pp. 367-387.
- [2] Dougherty, M., "A review of neural networks applied to transport," *Transportation Research C : Emerging Technologies*, 3, 1995, pp. 247-260.
- [3] Fischer, M.M. and Gopal, S., "Artificial neural networks: A new approach to modeling inter-regional telecommunication flows," *Journal of Regional Science*, Vol. 34, No. 4, 1994, pp. 503-527.
- [4] Fisher, M.M., Reismann, M. and Hlavackova-Schindler, K., "Neural network modelling of constrained spatial interaction flows," Paper presented at 41st Congress of ERSA, 2001.
- [5] Hewings, G.J.D. and Jensen, R.C., "Regional, interregional and multiregional input-output analysis," In *Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. I, P. Nijkamp edit., North-Holland, Amsterdam, 1986.
- [6] Kanemoto, Y. and Mera, K., "General equilibrium analysis of the benefits of large transportation improvements," *Regional Science and Urban Economics*, 15, 1985, pp. 343-363.
- [7] Karmann, A.J., *Competitive Equilibria in Spatial Economics*, Oelgeschlager, Gunn & Hain, Germany, 1981.
- [8] Miller, H.J. and Shaw, S-L., *Geographic Information Systems for Transportation*, Oxford University Press, NY., 2001.
- [9] Maddala, G.S., *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*, Cambridge University Press, Cambridge, UK., 1983.
- [10] 宮城俊彦・本部賢一, "一般応用均衡分析を基礎にした地域間交易量モデルに関する研究," 『土木学会論文集』 No. 530/IV-30, 1996年, pp. 31-40.
- [11] 宮城俊彦, "全国県間産業連関表をデータベースとしたSCGEモデルの応用可能性に関する研究," 『平成15年度・16年度文部科学省科学研究費補助金(基盤研究(C)(1))研究成果報告書』平成17年5月.
- [12] 宮城俊彦・本部賢一・井上恵介, "多地域一般均衡モデルに用いる交易係数について," 『土木計画学論文集』, 1998年, pp. 93-100.
- [13] 宮城俊彦, "氷解モデルを基礎とした地域間交易モデルの基本構造: 応用一般均衡モデルによるアプローチ," 『応用地域学研究』, 第8巻第2号, 2003年, pp. 15-31. [10] Miyagi, T. and Sakurai, T.,

- “Calibration and Validation of a SCGE Model,” CD-ROM proceedings of the 19th Pacific Regional Science Conference, Tokyo, 2005.
- [14] Mozolin, M., Thill, J.-C. and Usery, E.L., “Trip distribution forecasting with multilayer perception neural networks: A critical evaluation,” *Transportation Research*, B34, 2000, pp. 53-73.
- [15] Nijkamp, P., Reggiani, A. and Tritapepe, T., “Modelling inter-urban transport flows in Italy: A comparison between neural network analysis and logit analysis,” *Transpn Res.-C*, 4(6), 1996, pp. 323-338.
- [16] Openshaw, S., “Modelling spatial interaction using a neural net,” In Fischer MM, P. Nijkamp (eds) *Geographical information systems, spatial modeling, and policy evaluation*, 1993, pp. 147-164.
- [17] Rodrigue, J.-P., “Parallel modelling and neural networks: An overview for transportation/land use systems,” *Transpn. Res.-C*, 5(5), 1997, pp. 259-271.
- [18] Samuelson, P.A., “Spatial price equilibrium and linear programming,” *American Economic Review* 42, 1952, pp. 283-303.

付録1 ネステッド交易係数モデル

地域 s で財 j を 1 単位生産するときに投入する財 i の購入価格指数は、CES 関数を仮定したとき、次式で表わされる。

$$q_i^s = [\beta_i^s (p_i^s)^{1+\sigma_t} + (1 - \beta_i^s) (q_i^{*s})^{1+\sigma_t}]^{1/(1-\sigma_t)} \quad (\text{A1})$$

ここに、 q_i^{*s} は自地域を含まない、他地域からの合成財の単位購入価格

$$q_i^{*s} = [\sum_{r \neq s} \varphi_i^{rs} (p_i^r)^{1-\sigma_t}]^{1/(1-\sigma_t)} \quad (\text{A2})$$

これを (A1) に代入すると

$$q_i^s = [\beta_i^s (p_i^s)^{1-\sigma_t} + (1 - \beta_i^s) \sum_{r \neq s} \varphi_i^{rs} (p_i^r)^{1-\sigma_t}]^{1/(1-\sigma_t)}$$

シェパードの補題より単位平均費用 (A2) を価格で微分することによって、生産における財の需要関数、すなわち、地域間交易係数を得ることができる。

$$T_i^{*rs} = \frac{\partial q_i^{*s}}{\partial p_i^r} = \varphi_i^{rs} \left(\frac{q_i^{*s}}{p_i^r} \right)^{\sigma_t}, \quad r \neq s \quad (\text{A3})$$

自地域からの投入に関しては、

$$T_i^{ss} = \frac{\partial q_i^s}{\partial p_i^s} = \beta_i^s \left(\frac{p_i^s}{q_i^s} \right)^{\sigma_t} \quad (\text{A4})$$

この式は次のようにも書ける。

$$T_i^{ss} = \frac{\beta_i^s (p_i^s)^{1-\sigma_t}}{\beta_i^s (p_i^s)^{1-\sigma_t} + (1 - \beta_i^s) (q_i^{*s})^{1-\sigma_t}} \frac{q_i^s}{p_i^s}$$

他地域からの投入については

$$T_i^{rs} = \frac{\partial q_i^s}{\partial p_i^r} = (1 - \beta_i^s) \left(\frac{q_i^s}{q_i^{*s}} \right)^{\sigma_t} \frac{\partial q_i^{*s}}{\partial p_i^r}, \quad r \neq s$$

(A3) を援用して書き改めると,

$$T_i^{rs} = (1 - \beta_i^s) \varphi_i^{rs} \left(\frac{q_i^s}{p_i^r} \right)^{\sigma_t}, \quad r \neq s \quad (\text{A5})$$

この式は次のようにも書ける。

$$T_i^{rs} = \frac{(1 - \beta_i^s)(q_i^{*s})^{1-\sigma_t}}{\beta_i^s(p_i^s)^{1-\sigma_t} + (1 - \beta_i^s)(q_i^{*s})^{1-\sigma_t}} \frac{\varphi_i^{rs} q_i^s}{p_i^r}, \quad r \neq s$$

いま, $p_i^r = 1, \forall r, i$ を仮定すると, $q_i^s = 1, \forall s, i$ がいえるので, 中間投入における域内供給率 m_i^s のデータが与えられているならば, (A4) より, $\beta_i^s = m_i^s$ 。このとき, (A4) (A5) を統合した交易係数は次のように記述できる。

$$T_i^{rs} = \{(1 - m_i^s) \varphi_i^{rs} \Delta_i^{rs} + m_i^s (1 - \Delta_i^{rs})\} \left(\frac{q_i^s}{p_i^r} \right)^{\sigma_t}$$

ここに, Δ_i^{rs} は自地域と他地域を区別するパラメータで次のように定義する。

$$\Delta_i^{rs} = \begin{cases} 1 & \text{if } r \neq s \\ 0 & \text{if } r = s \end{cases}$$

$r = s$ のときには, 第2項が, $r \neq s$ の時には第1項が有効となる。

Estimation of Inter-regional Trade Coefficients Using Neural Network Models

Toshihiko MIYAGI*

Abstract

Investments for transportation infrastructure change the relative advantage that each region has through changes in accessibility to material/service markets and labour markets. For estimating the rate of return of transportation investments, we need a comprehensive model to determine how specialized transportation policies for enhancing the performance of transportation networks impact regional economies. The basic requirement to achieve this is to build an interregional model consistent with a computable economic general equilibrium model. The spatial computable general equilibrium model is an extension of CGE models that include interregional trade models, but empirical studies on the estimation procedures for behavioural parameters included in the interregional trade model have not been fully discussed so far.

Therefore in this paper, we examine two approaches for estimating inter-regional trade coefficients that are used in the spatial computable general equilibrium model developed by the author. The first approach is based on the gravity model, in which a conventional statistical procedure is applied to identify parameters of trade coefficients. The second approach may be called a model-free approach and uses neural network models to model the complexity caused by differences between intra-regional and inter-regional trade coefficients. We show that traditional statistical approaches are insufficient to capture intra-regional trade coefficients because large variations exist in intra-regional commodity flows among regions and among commodity types. To overcome this weakness, we propose neural spatial interaction models and show that the neural network model is more flexible and outperforms the traditional method in capturing inter-regional trade coefficients.

JEL Classification: R11, R13, R15

Keywords: Neural Network Models, Spatial Commodity Flows, Inter-regional Trade Coefficients, Spatial Computable General Equilibrium Model

* Graduate School of Information Science, Tohoku University