

ニューラルネットモデルによる京都への観光需要の予測

鈴木 智也*

目次

- 1 はじめに
- 2 先行研究
- 3 ニューラルネットモデルとは
 - 3.1 ニューラルネットモデルの生物学的基礎
 - 3.2 ニューラルネットモデルの数学的記述
 - 3.2.1 ニューロンのモデル化
 - 3.2.2 ネットワークのモデル化
 - 3.2.3 学習のモデル化
 - 3.3 ニューラルネットモデルの経済学的利用
- 4 観光客数の予測モデル
 - 4.1 変数とデータの選択
 - 4.2 モデルの構築
 - 4.3 推定結果
- 5 結論

1 はじめに

観光は我が国の経済に大きく貢献している。たとえば、平成18年版の観光白書によると、平成16年の国内旅行消費額は24.5兆円で、その付加価値

は12.3兆円、これによる直接的な雇用創出効果は235万人と推計されている。また、国内の旅行消費が経済全体に及ぼす影響は、波及効果まで含めて計算すると、その付加価値がGDPの5.8%相当の29.7兆円、その雇用創出効果が全雇用の7.3%相当の475万人になると、それぞれ推計されている。このように、観光は我が国経済にとって重要な産業である。

国内屈指の観光地である京都にとって、観光産業は特に重要である。たとえば、京都市産業観光局の平成17年『京都市観光調査年報』によれば、平成16年に京都市を訪れた観光客数は4,554万4千人、その消費総額は約5,348億円に上ると推計される。同年度における京都市の市内総生産が約6兆円であるので、京都市における総需要の9%近くが観光客からの直接的な消費によってもたらされていることになる。表1にまとめられているように、全国レベルでみると、旅行者による直接的な消費支出の国内総生産に対する割合は5%未満である。したがって、京都市の地域経済は全国平均よりも観光産業に対して高く依存していることが

表1：旅行者消費と地域総生産（単位：十億円）

	平成16年の旅行者消費 (A)	平成16年度総生産 (B)	$(A/B) \times 100$
京都市	535	6,009	8.9%
全国	24,463	498,275	4.9%

出典：京都市、国土交通省、内閣府の各ホームページ。

わかる。

観光への経済的依存度が全国平均よりも高い大都市にとって、観光に対する需要を正確に予測することは重要な意味を持つであろう。観光は余暇活動であり、一般的には嗜好品として考えてよい。すなわち、観光に対する需要は、景気の良し悪しによって、大きく変動する。変動の激しい需要を予測するには、経済学では、統計を基礎とした計量経済学の手法を用いる。その計量経済学は過去二十年ほどの間に飛躍的な発展を遂げてきた。本稿の目的は、計量経済学における近年の発展を取り入れ、観光需要を予測するためのモデルを構築することである。

以下、第2節では、観光需要の文献が簡単にサーベイされる。そこで本稿の分析手法として選ばれるのは、ニューラルネット（“Neural Net”）モデルと呼ばれる非線形モデルである。ニューラルネットは「神経回路網」を意味し、人間の脳で行われる情報処理を模したモデルがニューラルネットモデルと総称される。第3節では、代表的なニューラルネットモデルが紹介される。第4節では、観光需要予測のためのニューラルネットモデルが構築される。また、分析の結果も示される。第5節では、結論として、今後の研究課題が述べられる。

2 先行研究

経済学の文献では、需要の分析に、計量経済学的手法が使われている。なかでも、扱いの簡便さから、線形回帰モデルが多用される。それは観光経済の文献においても同様である。たとえば、Witt and Witt (1995) は、1960年代から1990年代前半の観光需要に関する実証分析の文献をサーベイし、ほとんどの場合、単純な線形回帰モデルが用いられていること、また、分析手法上の技術的な議論はせいぜい変数の対数を取るか否かくらいのレベルに留まっていることを報告している。同様に、Witt *et al.* (2003) は、観光需要の実証分析において、モデル選択のための統計学的検定がほとんどなされていないことを指摘している。このように、観光需要の実証分析においては、計量経済

学の進んだ手法はなかなか取り入れられてこなかったのが実情である¹⁾。

計量経済学はパソコンの発達と普及に促され、過去二十年ほどの間に飛躍的な発展を遂げた。その一例は、非線形モデルのパラメータ推定である。線形回帰モデルの場合にはデータを公式にあてはめれば推定値が求まるが、非線形モデルの場合にはそのような公式が存在しない。非線形モデルで、たとえば最小二乗法を用いると、以下のような繰り返し計算が必要になる。まずパラメータの初期値を適当に設定し、残差の二乗和をデータから計算する。次にそのパラメータの初期値を少し変え、残差の二乗和を計算する。この手順を何度も繰り返し、残差の二乗和が最小になるパラメータを求めるのである。推定すべきパラメータが一つならば、この手順はそれほど複雑ではないが、パラメータ数が増えるにつれ、必要な計算量は膨大なものになる。パソコンの発達と普及によって、繰り返し計算を要する非線形モデルの実用化が促進された。

非線形モデルにもさまざまなタイプがある。近年、注目を集めているのはニューラルネットモデルである。ニューラルネットは神経回路網を意味し、人間の脳で行われる情報処理を模したモデルがニューラルネットモデルと総称される。人間はさまざまな情報を脳の中で処理して意思決定を行い、その意思決定の結果として、なんらかの行動を取る。例として、ある銘柄の株式売買を考えよう。投資家は、日経平均などの株式市場の指標やGDP成長率などのマクロ経済指標を入手し、それらの様々な情報をもとに、その株を売買するかどうかを決めて行動に移す。そして、投資家の行動は株価に反映される。したがって、投資家の情報処理を模したモデルを株価の予測に役立てようとするのは、自然な流れであろう。このような背景から、ファイナンスをはじめとする経済学の実証分析で、予測のために、ニューラルネットモデルが使われるようになってきた²⁾。

観光需要の実証分析においても、現段階では一部の経済学者達の間に限られてはいるものの、ニューラルネットモデルが用いられ始めている。たとえば、Pattie and Snyder (1996) は、米国の国立

公園に宿泊する観光客の人数を予測するため、ニューラルネットモデルを用いた。国内観光だけでなく、外国旅行者に注目した研究も存在する。Law and Au (1999) と Law (2000) は、香港への日本人観光客と台湾人観光客の人数を、それぞれニューラルネットモデルで予測している。同様に、Kong and Turner (2005) は、シンガポールへ訪れる観光客の人数を、ニューラルネットモデルで予測している。また、観光客の人数ではなく、観光客の消費額に注目し、Uysal and El Roubi (1999) がカナダへの訪問者による消費額をニューラルネットモデルで予測している。このように、少しずつではあるが、ニューラルネットモデルは、観光経済の文献でも、予測を目的として使われ始めている。本稿は、その流れを汲み、京都への観光に対する需要をニューラルネットモデルで予測する。

3 ニューラルネットモデルとは

本節はニューラルネットモデルを紹介する。ニューラルネットは、社会科学では耳慣れないが、自然科学では生物の高等学校用教科書に載っている広く知られた言葉である。第3.1節はニューラルネットを生物学的に概観する。第3.2節はニューラルネットの定式化について述べる。第3.3節はニューラルネットモデルの経済学への応用を概観する。

3.1 ニューラルネットモデルの生物学的基礎

人間の脳には、ニューロンと呼ばれる莫大な数の神経細胞が存在する。このニューロンが情報処理の基本単位となる。ニューロンは互いに結びついて神経回路網、つまり、ニューラルネットを形成する。人間の脳は、ニューラルネット上のニューロン間で互いに情報をやり取りし、高度な情報処理を実現している。端的に言えば、ニューラルネットの機能を真似た情報処理モデルが、ニューラルネットモデルと総称されるのである。

ここで、人間の脳で行われる情報処理を概観しておく³⁾。人間は外部環境の変化を刺激として素早く取り入れ、その刺激に最適な反応や行動を取

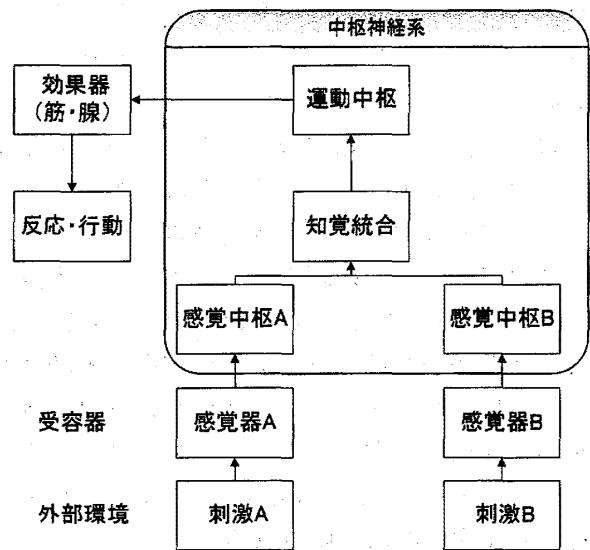


図1：刺激の受容から行動までの経路

る。刺激の受容から行動までをまとめると、図1のようになる。まず目や耳や鼻といった感覚器が外部からの刺激を受容する。この感覚器は、感覚神経を通して、脳の感覚中枢に信号を伝える。脳の中では、必要な情報のみが選ばれ、知覚が生まれる。さらに、脳は、入ってきたさまざまな情報を統合し、運動中枢から筋を動かすための命令を出す。脳からの命令は運動神経を通じて、効果器である四肢の筋へ伝えられる。ニューラルネットモデルは、情報処理のために、脳による情報の取捨選択を通じた知覚統合をモデル化しようとするものである。

では、人間の脳において、どのように情報の取捨選択や知覚統合が行われるのであろうか。上述のように、情報処理の基本単位はニューロンと呼ばれる神経細胞であり、ニューロン同士はシナプスと呼ばれる狭い隙間を隔てて接している。外部からの刺激を刺激受容器が感知した場合、その刺激はニューロンへ信号として伝えられる。刺激が一定の強さ（「閾刺激」）以上の場合、興奮が引き起こされ、ニューロンは「発火」する。その興奮はさらに隣接するニューロンへ伝えられる。つまり、各ニューロンは刺激の強さが閾値に達しているか否かで、その情報を次のニューロンへ伝えるか否かを選択するのである。また、それぞれのニューロンは複数のニューロンから受けた情報を統合して次のニューロンへ伝え、そのニューロンも

複数のニューロンから刺激を受けてそれらを統合する。このようにして知覚の統合が行われていくのである。

情報の取捨選択と知覚の統合をモデル化する際に、注意したいポイントが二点ある。第一に、ニューロンが発火するには、閾刺激以上の強さの刺激が必要であり、逆に閾刺激より強すぎる刺激がきても、ニューロンは発火しないという点である。このような法則性は「全か無かの法則」と呼ばれる。第二に、ニューロンから次のニューロンへの興奮の伝達は一方向にしか起こらないという点である。これら二点は、第3.2節でニューラルネットを定式化する際に考慮される。

3.2 ニューラルネットモデルの数学的記述

本節はニューラルネットを定式化する。Kendrick *et al.* (2006) によれば、定式化には三つの段階がある。第一段階は個別ニューロンの情報処理のモデル化である。第二段階はニューロン同士のネットワークのモデル化である。第三段階はニューラルネットの学習のモデル化である。以下、ニューラルネットモデルを構築する。

3.2.1 ニューロンのモデル化

第一段階として、個別ニューロンにおける情報処理のモデル化を行う。一般的に、個別ニューロンの情報処理は、図2のように二段階で定式化される。

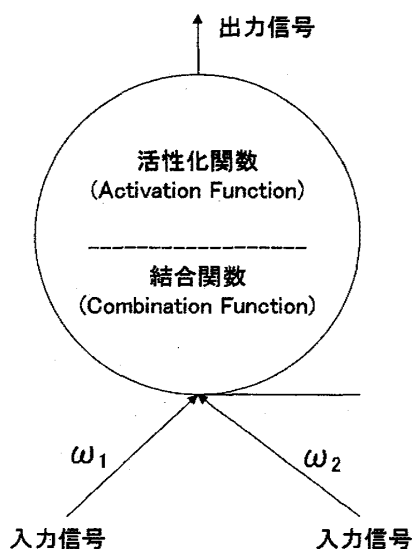


図2：個別ニューロンの情報処理モデル

個別ニューロンの情報処理は、別のニューロンから受けた刺激を一つに結合することから始まる。これを数式で表現したものが“Combination Function”（「結合関数」）である。通常、結合関数は刺激信号を加重和するものとして定義される。第*i*番目のニューロンへの刺激が q_i 個あるとし、そのニューロンで結合された刺激信号を z_i で表すと、

$$z_i = \sum_{i=1}^{q_i} \omega_i x_i \quad (1)$$

となる。なお、 ω_i はウェイトである。次に、ニューロンは結合された刺激信号を圧縮し、それが閾刺激を超える場合に発火し、別のニューロンへ興奮を伝える。この働きを表現した数式は“Activation Function”（「活性化関数」）と呼ばれる。また、活性化関数は、結合された信号を圧縮することから、“Squasher”とも呼ばれる。第*i*番目のニューロンが次のニューロンへ伝える信号を a_i で表すと、

$$a_i = S(z_i), \quad (2)$$

となる。ここで、 S は非線形の活性化関数である。

活性化関数の非線形性を表現する関数には、いくつか種類がある。Campbell *et al.* (1997 Ch12) によれば、初期の文献で活性化関数として用いられたのは、次のようなHeaviside関数であったとされる。

$$S(z) = \begin{cases} 0 & \text{for } z < 0 \\ 1 & \text{for } z \geq 0. \end{cases}$$

図3の左側グラフのように、この関数は、ニューロンが閾刺激で発火するという「全か無かの法則」を忠実に表現している。ここでは $z=0$ が閾値である。しかしながら、最近の文献では、活性化関数にS字型の連続関数を用いることが多い⁴⁾。もっとも代表的なものは、次のようなLogisticあるいはSigmoidと呼ばれる関数である。

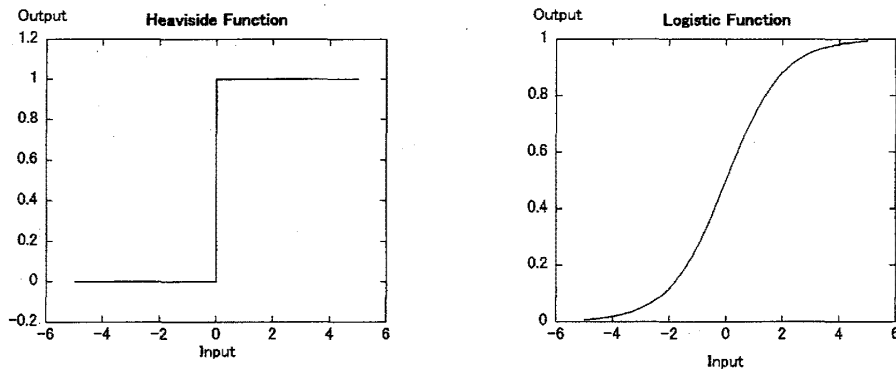


図 3：代表的な活性化関数 その一

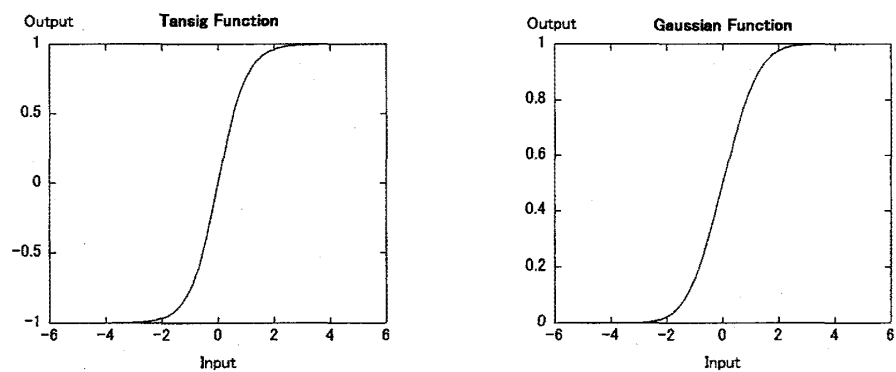


図 4：代表的な活性化関数 その二

$$S(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

図 3 の右側グラフのように、Logistic関数は 0 から 1 の間に情報を圧縮する。これ以外には、Tansig関数とGaussian関数も活性化関数として用いられる。Tansig関数は次のように書け、

$$S(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}},$$

図 4 の左側グラフのように、情報を-1から 1 の間に圧縮する。一方、Gaussian関数は正規分布の累積密度関数であり、

$$S(z) = \int_{-\infty}^z \sqrt{\frac{1}{2\pi}} e^{-0.5z^2},$$

と書ける。これは、0 から 1 の間へ情報を圧縮するが、Logistic関数よりも急な勾配を持つ。これら三つの関数はいずれも単調非減少関数であり、 $z=0$ の周辺で大きく値が変わるので、ニューロン

の「全か無かの法則」をうまく近似しているといえる。

3.2.2 ネットワークのモデル化

第二段階はニューロン同士の結合をモデル化することである。第3.1節で触れたように、ニューロンからニューロンへの情報伝達は一方向である。この点を踏まえ、ニューラルネットモデルにおいては、通常、情報は前方へ伝播されると仮定される⁵⁾。代表的なネットワークのモデルは、階層型ネットワークである。図 5 には、階層型ネットワークの一例が描かれている。図中のネットワークは入力層、中間層、出力層の計三層から構成されている。ただし、中間層が一つである必然性はなく、0 でもよいし、複数でもよい。また、各層のニューロン数も図の通りに限定されるわけではない。図示されるように、入力層では、一つのニューロンが一種類の刺激を受け、それを中間層へ伝達する。中間層ニューロンの働きは図 2 に描かれている。中間層のニューロンは、入力層の信

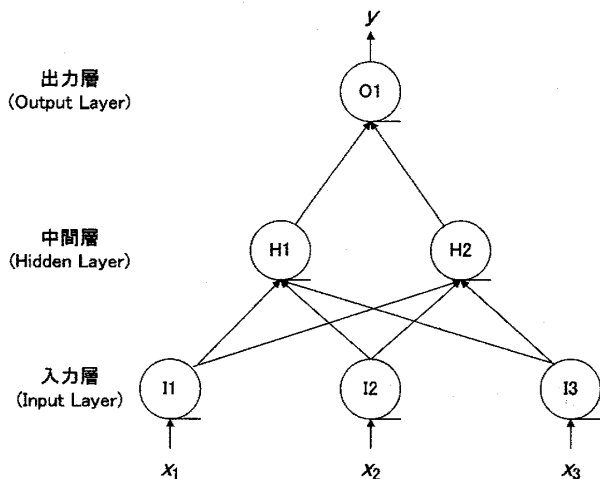


図5：階層型ニューラルネットの一例

号を加重和して圧縮し、出力層へ伝える。出力層のニューロンは、中間層から受け取った信号を結合する。中間層のニューロン数を q とし、出力層のニューロン数を 1 とすると、出力層の結合は、一般的に、次のような線形関数で表現される。

$$y = \theta_0 + \sum_{i=1}^q \theta_i a_i, \quad (3)$$

三層のニューラルネットの場合、モデルは (1) 式から (3) 式で記述される。

3.2.3 学習のモデル化

第三段階は学習方法のモデル化である。学習とはニューラルネットモデル特有の言い回しであり、統計学でいえば、パラメータの推定にあたる。ニューラルネットモデルでは、人間の脳における情報処理がモデルなので、推定のことを学習と呼ぶのである。学習方法を決めるということは、ここまで構築してきたモデルにおいて、(1) 式の ω と (3) 式の θ をどう推定するのかを決めることである。(1) 式と (3) 式を個別にみると、それぞれ線形回帰モデルに見えるが、実際にはそうではない。たとえば、(1) 式では左辺の変数 z_i が観察不可能であり、(3) 式では右辺の変数 a_i が観察不可能である。そして、その z_i と a_i は (2) 式によって結び付けられる。したがって、それぞれの式のパラメータを別々に推定するのではなく、三本の式のパラメータを一括して推定す

る必要がある。

パラメータを推定する場合、何らかの基準を置く必要がある。たとえば、最尤法では尤度関数の最大化、最小二乗法では残差二乗和の最小化がそれぞれ基準である。ニューラルネットモデルの文献では、残差の二乗和を最小化することが多いようである⁶⁾。モデルから予測される y の値を $\hat{y}$ 、推定量ベクトルを $\hat{\theta}$ と $\hat{\omega}$ で表すと、

$$\min_{\hat{\theta}, \hat{\omega}} \sum (y - \hat{y})^2, \quad (4)$$

がパラメータ推定量を決める基準となる。本稿も、第4.3節において、非線形最小二乗法でパラメータを推定する。

3.4 ニューラルネットモデルの経済学的利用

第3.2節でみたように、統計学や計量経済学の文脈でいえば、ニューラルネットモデルは非線形回帰モデルに属する。非線形回帰モデルは、大学院レベルの計量経済学の教科書では、以前から掲載されていたトピックである。しかしながら、ニューラルネットモデルが経済学の文献に登場するようになったのは、比較的最近のことである⁷⁾。有名なところでは、マクロ経済学において、Sargent (1993) が限定合理性の仮定のもとでニューラルネットモデルを利用することを提唱している。

1980年代以降のマクロ経済学では合理的期待形成仮説が支持されてきたが、これに代わるものとして注目されたのが限定合理性である。合理的期待形成仮説のもとでモデルを構築する際、モデル内の経済主体はパラメータの値などモデル構造をすべて知っているとして仮定される。しかしながら、その一方で、モデルのパラメータは計量経済学者の推定対象である。「我々が現実には知りえないことをモデル内の経済主体が知っている」と仮定することは問題であると、限定合理性を主張する経済学者達は指摘する。彼らの主張する限定合理性のもとでは、経済主体はむしろ計量経済学者のように振舞う。つまり、経済主体は、パラメータの値などモデル構造について、不完全な知識しか持っておらず、試行錯誤しながら学習・推定して

いくのである⁸⁾。このような経済主体の学習パターンをモデル化するにはニューラルネットモデルが適している。この点は、Sargent (1993, Ch4) によって指摘された。

さらに、ニューラルネットモデルは、外部環境の変化に対する人々の非線形な反応を近似できるという利点も持つ。マクロ経済学でいえば、そのような非線形性の例は、投資の金利変化に対する反応であろう。一般的に、マクロ経済学では、名目金利の僅かな変化に対して、投資の量が大きく変わるとされている。しかし、名目金利が既に十分低い場合には、中央銀行が僅かに利下げしても、投資をそれほど刺激できない可能性がある。いわゆる流動性の罫である。同様に、ハイパーインフレーションのもとで名目金利が既に十分高い場合にも、中央銀行が僅かに利下げしても、投資はそれほど刺激できないであろう。このような金利に対する投資の反応は、線形回帰モデルでは近似できず、図3および4にみられるようなS字型の活性化関数で近似できる。この非線形性もニューラルネットモデルの長所である。

また、数学的にみても、ニューラルネットモデルは優れた特徴を持つ。上述のように、経済学では、線形モデルを仮定するには不都合な場合が多々ある。ただし、線形性を否定するにしても、どの非線形モデルを仮定すべきか経済理論が手がかりを与えてくれるとは限らない。そのような場合に、ニューラルネットモデルは有用である。たとえば、Judd (1998, pp.245-6) が証明しているように、ニューラルネットモデルは非常に広い範囲の非線形関数を近似できる。したがって、ニューラルネットモデルは、どのような非線形関数を仮定すべきなのか事前に分からないような場合に有用であるという長所も持つ。

しかしながら、ニューラルネットモデルにも、欠点はある。Brooks (2002, p.649) は、ニューラルネットモデルの利用に対して、以下の理由から否定的である。第一に、推定された個々のパラメータが理論的な意味づけを持たない。第二に、現段階では、モデルが適切であるかどうかを診断する検定が存在しない。第三に、他のモデルと比べて、常に優れた予測を生み出すとは限らない。こ

のような理由から、一般的に、ニューラルネットモデルは“Black Box”と批判されることが多い。ただし、これらの批判は、ニューラルネットモデルを予測に用いる限り、重大なものではない。したがって、経済学の文献では、ニューラルネットモデルの主たる用途は予測である。本稿の目的は観光の需要動向を予測するためであり、その目的のため、次節ではニューラルネットモデルを用いることとする。

4 観光客数の予測モデル

4.1 変数とデータの選択

まず被説明変数 から考えていく。これは観光需要を測る変数である。Lim (2006) とSong and Turner (2006) のサーベイ論文によれば、先行研究において、観光需要を測る変数として、もっとも頻繁に用いられているのは訪問者の人数であり、次いで、訪問者による消費額である。後者のほうが需要を測るのにふさわしい一面もあるが、そのデータを利用できないことが多々ある。実際、京都市産業観光局の『京都市観光調査年報』において、観光客による消費額は年次データのみ公表されている。一方、京都を訪れる観光客の人数については、推計値が月次データとして公表されている。そこで、被説明変数 y を観光客の人数で測ることにする⁹⁾。

次に説明変数を考える。ミクロ経済学に則っていえば、ある財への需要を決定する要因の一つはその財自体の価格である。最初の説明変数 x_1 は観光の価格を表すものとする。観光の価格は日帰り客と宿泊客とで異なる。平成17年の『京都市観光調査年報』によれば、宿泊客は観光客全体の26.1%に過ぎないが、その消費額は観光客全体による消費総額の六割以上を占める。つまり、宿泊客の方が日帰り客よりも京都市内の需要を大きく喚起する。そこで、宿泊客に焦点を絞ることにする。宿泊客にとって、宿泊費は大きい支出項目である。上記の出典によれば、平成17年の宿泊客一人当たり平均消費額は29,000円であり、そのうち30%以上に当たる10,002円が宿泊費である。したがって、宿泊費で観光の価格を測る。ただし、残

念ながら、京都市内の宿泊費に関するデータは利用できない。妥協案として、総務省統計局『小売物価統計調査』第四表「全国統一価格品目の価格」に含まれる「宿泊料（民営、1泊朝食、休前日）」のデータを用いる。京都市内の宿泊費は全国の宿泊費と連動するという前提のもと、このデータで説明変数 x_1 を測ることにする¹⁰⁾。

第二の説明変数 x_2 は、ミクロ経済学に則って言えば、代替財の価格である。上述のように、宿泊客に焦点を絞って、代替財を考えることにする。京都への観光客のほとんどが国内居住者であることを鑑みると、一泊二日や二泊三日で訪ねられる地域への旅行が代替財であると言って差し支えないであろう。総務省統計局の『小売物価統計調査』には、国内パック旅行の価格データはないが、外国パック旅行の価格データが数種類含まれている。具体的には、ソウル三日間、ロサンゼルス五日間、ホノルル六日間、パリ八日間、シドニー五日間（いずれも成田発のフリープランで二名一室利用の大人料金）である。このうち、もっとも短期で行けるのはソウルである。したがって、ソウル三日間の海外パック旅行を代替財価格 x_2 のデータとして用いることにする。

第三の説明変数 x_3 は、ミクロ経済学に則って言えば、所得である。京都には全国から観光客が訪れる。そこで、所得を測る国内総生産などのデータが必要になる。ところが、よく知られているように、国内総生産のデータは四半期毎にしか利用できない。月次データで国内総生産に代わるものとして、経済産業省の「全産業供給指数（季節調整済）」を利用することにする。これは国内全体の生産活動状況、すなわち国内総生産を供給面からとらえたものである。このデータで x_3 を測るものとする。

以上の説明変数はミクロ経済学的な考察から導かれるものであるが、それ以外にも、観光客数を左右する要因は存在する。代表的なものは、いわゆるリピーター効果ともいえるべきものである。京都を訪れる観光客の特徴の一つはリピーター率の高さである。たとえば、平成17年の『京都市観光調査年報』によれば、京都を訪れた観光客のうち、初めて京都を訪れた人はわずか1.6%であり、十回

以上訪れたことのある人が64.6%を占める。繰り返し京都を訪れる観光客はそれぞれなんらかの訪問パターンを持っていると予想される。たとえば、紅葉に彩られた京都を気に入った観光客は紅葉の季節に、桜に溢れる京都を気に入った観光客は桜の季節に、それぞれ京都を繰り返し訪れるであろう。また、一年のうちで決まった時期にしか休暇を取れない人も、同じ時期に繰り返し京都を訪れることになるであろう。実際、観光客数の変動は、図6に描かれているような月別パターンを示している。そこで、第四の説明変数 x_4 を12ヶ月のラグ付き内生変数とする。

リピーター効果同様に、観光客数を左右すると思われる要因は、Song and Turner (2006, p.92) が“word-of-mouth”と名づける効果である。意識すれば、口コミ効果と呼ぶべきものである。京都を訪れた人が周囲にいれば、その人から聞いた評判をもとに、京都への観光を決める人もいよう。なんの情報もない場所へ好んで出かける観光客も存在するが、一般的に人々はリスク回避的であり、身近な人々からの情報を旅行先の選定に利用すると考えられる。そこで、第五の説明変数 x_5 を1ヶ月のラグ付き内生変数とする。

本稿では、上述のように、 x_1 から x_5 までの説明変数を考える。これらの変数とデータをまとめたものが表2である。これら五つの説明変数は、

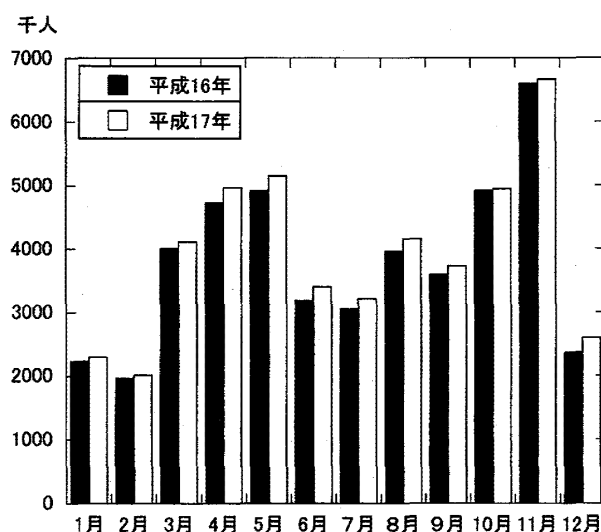


図6：月別観光客数

(出典：平成17年『京都市観光調査年報』)

表 2：変数の説明とデータの出典

記号	変数の説明	データの出典
y	京都市への月別観光客数	京都市『京都市観光調査年報』
x_1	宿泊料（民営、1泊朝食、休前日）	総務省『小売物価統計調査』
x_2	外国パック旅行の価格（ソウル）	総務省『小売物価統計調査』
x_3	全産業活動指数（季節調整済）	経済産業省
x_4	京都市への月別観光客数（12ヶ月前）	京都市『京都市観光調査年報』
x_5	京都市への月別観光客数（1ヶ月前）	京都市『京都市観光調査年報』

次の第4.2節で構築されるニューラルネットモデルでは、情報信号として入力されることになる。注意したいのは、 x_1 から x_5 までの説明変数が、経済変数とラグ付き内生変数に二分できるということである。具体的には、ミクロ経済学的考察で選ばれた x_1 から x_3 までが経済変数であり、 x_4 と x_5 がラグ付き内生変数である。この違いは、次の第4.2節でニューロンの接続形態を指定する際に、重要な役割を果たす。

4.2 モデルの構築

第4.1節で選ばれた変数は、それぞれ単位の異なるデータで測られている。McNelis (2005) は、ニューラルネットモデルを推定する際に、各変数のデータについて単位を揃えることを推奨している。本稿はその推奨に従い、次の式によって、 x_1 から x_5 までの観測値を 0 から 1 に圧縮する。

$$x_{i,t}^* = \frac{x_{i,t} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)}, \text{ for } i = 1, \dots, 5. \quad (5)$$

ここで添え字 t は観測値の番号を表し、 $\min(x_i)$ と $\max(x_i)$ はそれぞれ x_i の最小値と最大値を表す。(5) 式は、変数 x_i の観測値を 0 から 1 の間に圧縮するもので、入力層ニューロンの働きを記述していると解釈してよい。なお、被説明変数 y のデータも同様に 0 から 1 の間に圧縮し、それを y^* と表すことにする。

次は中間層ニューロンのモデル化である。先述のように、 x_1 から x_5 までの説明変数はマクロ経

済変数とラグ付き内生変数に二分できる。そこで、中間層にはニューロンが二個あると仮定しよう。すると、それぞれのニューロンの結合関数は次のように書ける。

$$z_{1,t} = \sum_{j=1}^3 w_j x_{j,t}^* \quad (6)$$

$$z_{2,t} = \sum_{k=4}^5 w_k x_{k,t}^* \quad (7)$$

なお、(6) 式はマクロ経済変数の情報を結合し、(7) 式はラグ付き内生変数の情報を結合するものである。ここで、中間層ニューロンの活性化関数にLogistic関数を仮定すると、次のように書ける。

$$a_{l,t} = \frac{1}{1 + e^{-z_{l,t}}}, \text{ for } l = 1, 2. \quad (8)$$

さらに、中間層がただ一つしかないと単純化する。その場合、中間層ニューロンは、入力層から送られてきた信号を (6) 式または (7) 式によって結合し、それを (8) 式のように圧縮して、出力層へ伝えるということになる。

出力層ニューロンは中間層から送られてきた信号を結合して出力する。通常、この結合は線形であると仮定され、

$$y_t^* = \theta_0 + \sum_{m=1}^2 \theta_m a_{m,t}, \quad (9)$$

と書ける。本稿のニューラルネットモデルは、以上の(5)式から(9)式までの五本の式から構成される。なお、(9)式だけみると、線形回帰モデルにみえるが、右辺の a_i は観察不能である。したがって、(5)式から(9)式までを一まとめとし、パラメータ ω_1 から ω_5 と θ_0 から θ_2 を一括して推定してやる必要がある。

パラメータの推定、すなわち学習の方法としては、最小二乗法を用いる。モデルから推定される被説明変数の値を $\hat{y}^*$ で表し、パラメータ推定量のベクトルを $\hat{\theta}$ と $\hat{\omega}$ で表すと、パラメータを推定する基準は

$$\min_{\hat{\theta}, \hat{\omega}} \sum_{t=1}^T (y_t^* - \hat{y}_t^*)^2$$

となる。なお、 T は推定に利用される観測値数である。本稿の分析においては、観測値数 T の選択はデータの制約を受ける。京都観光の価格を測る変数として定義した x_1 のデータは、整合性を求めるならば、2003年1月からのみ利用可能である。他方、被説明変数 y を測るデータは2005年12月までのみ利用可能である。したがって、せいぜい2003年1月から2005年12月までの観測値が利用可能であるということになる。ただし、入手可能な観測値すべてをパラメータの推定に充当するわけではない。予測を主たる用途とするニューラルネットモデルでは、McNelis (2005) やKendrick *et al.* (2006) が行っているように、一部のサンプルを使ってパラメータを推定し、残りのサンプルを使ってモデルの予測力を事後的に検証することが慣例である¹¹⁾。本稿では、2003年1月から2005年6月までの観測値を使ってパラメータを推定し、2005年7月から12月までの観測値を使ってモデルの予測精度を事後的に確認することにする。

4.3 推定結果

パラメータを推定する前に、それらの予想される符号を述べておく。Brooks (2002) やMcNelis (2005) が指摘するように、ニューラルネットモデルのパラメータには理論的な意味がない。しかしながら、符号については、ある程度ならば予想できる。まずは国内宿泊費 x_1 が観光客数 y に与える影響を考えよう。一般的に、宿泊費が上昇すれば、国内観光の費用が上がるので、観光客数は減ると予想される。モデルにおいて、この影響は ω_1 と θ_1 の二つのパラメータで捉えられるので、 θ_1 の符号を正であると仮定すると、 ω_1 の符号は負であると予想される。次に、海外旅行パックの価格 x_2 が y に与える影響であるが、海外旅行パックは京都への観光の代替財であると考えられるので、 x_2 の上昇は y を増大させるであろう。この影響も ω_2 と θ_1 の二つのパラメータで捉えられるので、 θ_1 の符号を正であると仮定すると、 ω_2 の符号は正であると予想される。同様に、所得 x_3 の上昇は y を増大させるので、 θ_1 の符号を正であると仮定すると、 ω_3 の符号は正であると予想される。一年のラグ付き内生変数 x_4 はリピーター効果を捉えるための変数であるので、その増大は y を増大させるであろう。したがって、 θ_2 の符号を正であると仮定すると、 ω_4 の符号は正であると予想される。同様に、一ヶ月のラグ付き内生変数 x_5 は口コミ効果を捉えるための変数であるので、その増大は y を増大させる。よって、 θ_2 の符号を正であると仮定すると、 ω_5 の符号は正であると予想される。以上をまとめると、表3のようになる。

準ニュートン法を用いて、残差の二乗和を最小化するように、パラメータを推定した結果は、表3にまとめられている。推定値の符号は予想されるものと一致している。ただし、非線形モデルの

表3：パラメータの予想される符号と推定結果

パラメータ	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	θ_0	θ_1	θ_2
予想される符号	-	+	+	+	+	N.A.	+	+
推定値	-0.004	0.012	0.012	0.021	0.000	-103.9	21.76	186.1

場合、推定値に絶対的な信頼はおけない。なぜならば、非線形モデルのパラメータ推定は、初期値や精度・収束値の設定に対して、決定的に依存するからである¹²⁾。第一に、同じように精度と収束値を設定しても、初期値によって得られる解は異なり、さらに、その解が局所解である可能性を否定できない。第二に、同じ初期値から計算を始めても、精度と収束値の設定によって得られる解が異なる。したがって、表3の推定結果は一例であると解釈したほうがよい。

最後に、パラメータ推定値をもとに、サンプル期間内とサンプル期間外とで、事後的な予測の精度を検討してみる。これは、本稿のモデルが過去の観光客数の変動をうまく説明できているかどうか、将来の観光客数の動向をうまく説明できるかどうかを、検討するためである。図7の左側には、サンプル期間内の観光客数について、モデルに基づく事後的な予測値が実際の値と対比して描かれている。図から明らかなように、モデルは観光客数の過去の変動をうまく説明できている。次に、より重要なことであるが、モデルが将来の観光客数の変動をうまく説明できるかどうかを検証する。右側の図には、サンプル期間外の観光客数について、モデルに基づく予測値が実際の値と対比して描かれている。2005年7月から12月の観測値はパラメータ推定に利用されておらず、この期間の観光客数は将来の観光客数の動向を表している。図7の右側グラフから明らかなように、本稿のモデルは将来の観光客数の動向もうまく説明できているといえよう。

5 結論

本稿では、近年における計量経済学の発展を取り入れ、ニューラルネットモデルの枠組みで、京都への観光に対する需要の予測を試みた。ニューラルネットモデルは、従来の計量経済学の枠組みでいえば、非線形回帰モデルである。実証分析において、線形性の仮定が強すぎる場合、非線形モデルの使用が推奨されるが、非線形モデルを用いるにしても、どのような関数形を指定すればよいのか事前には不明である。ニューラルネットモデルは、幅広い非線形関数を近似できるので、変数間の関係があらかじめよく分かっていない場合に極めて有用である。ニューラルネットモデルに対しては、推定された個々のパラメータが明確な意味を持たないため、いわゆるブラックボックスであるとの批判も確かに根強い。しかしながら、この批判がゆえに、少なくとも経済学の文献では、ニューラルネットモデルは予測を主たる用途としてきた。本稿は観光需要の予測を目的としているので、ニューラルネットモデルの使用はその目的に適っている。

本稿は、ニューラルネットモデルを用いて、京都市を訪れる観光客の人数を予測した。その結果、サンプル期間内のみならず、サンプル期間外でも実際の観光客数をうまく予測できた。ただし、よく知られているように、非線形モデルのパラメータ推定値は一般的に不安定であるので、本稿の推定結果に万全の信頼を置くわけにはいかない。非線形モデルの分野では、遺伝アルゴリズムの開発

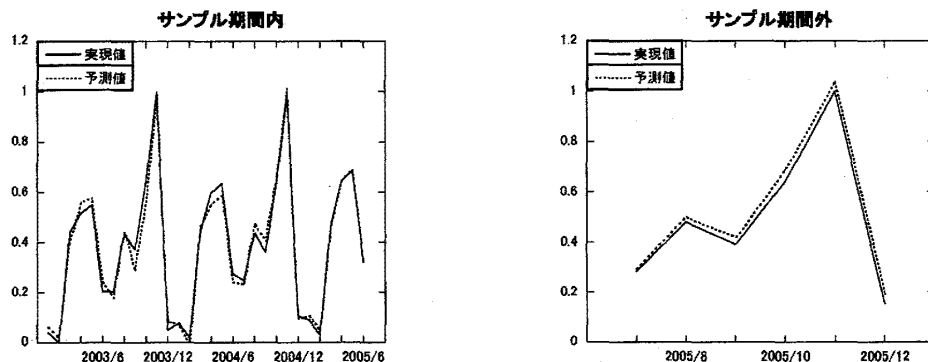


図7：観光客数の事後的な予測値と実現値

など、計算方法が改良されている。同じモデルのパラメータを同じ推定方法で推定するにしても、異なる計算方法を用いれば結果は異なるというのが、非線形モデルの特徴である。進んだ計算方法を使えば、得られた解が局所解である可能性を低くできる。しかしながら、進んだ計算方法を使っても、得られた解が局所解である可能性を完全に排除できるわけではない。また、その一方で、進んだ計算方法を用いると、計算量が飛躍的に増えてしまう。そこで、本稿の分析には、そういった計算方法は取り入れられていない。遺伝アルゴリズムなどの進んだ計算方法による分析は、今後の研究課題としたい。

参考文献

- Brooks, C. (2002) *Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., and MacKinlay, A. C. (1997) *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Davidson, R., and MacKinnon, J. G. (2004) *Econometric Theory and Methods*. New York, NY: Oxford University Press.
- Doan, T. A. (2004) *RATS Version 6 User's Guide*. Evanston, IL: Estima.
- Dritsakis, N. (2004) "Cointegration Analysis of German and British Tourism Demand for Greece," *Tourism Management*, 25, 111-119.
- Franses, P. H., and van Dijk, D. (2000) *Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Judd, K. L. (1998) *Numerical Methods in Economics*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Kendrick, D. A., Mercado, P. R., and Amman, H. M. (2006) *Computational Economics*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Kong, S. C., and Turner, L. W. (2005) "Neural Network Forecasting of Tourism Demand," *Tourism Economics*, 11, 301-328.
- Law, R. (2000) "Back-Propagation Learning in Improving the Accuracy of Neural Network-Based Tourism Demand Forecasting," *Tourism Management*, 21, 331-340.
- Law, R., and Au, N. (1999) "A Neural Network Model to Forecast Japanese Demand for Travel to Hong Kong," *Tourism Management*, 20, 89-97.
- Lim, C. (2006) "A Survey of Tourism Demand Modelling Practice: Issues and Implications," in: Dwyer, L., and Forsyth, P. (eds.), *International Handbook on the Economics of Tourism*. Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing, 45-72.
- Lim, C., and McAleer, M. (2001) "Cointegration Analysis of Quarterly Tourism Demand by Hong Kong and Singapore for Australia," *Applied Economics*, 33, 1599-1619.
- McNelis, P. D. (2005) *Neural Networks in Finance*. Burlington, MA: Elsevier Academic Press.
- Papatheodorou, A. (2006) "Microfoundations of Tourist Choice," in: Dwyer, L., and Forsyth, P. (eds.), *International Handbook on the Economics of Tourism*. Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing, 73-88.
- Pattie, D. C., and Snyder, J. (1996) "Using a Neural Network to Forecast Visitor Behavior," *Annals of Tourism Research*, 23, 151-164.
- Rumelhart, D. E., and McClelland, J. L. (1986) *Parallel Distributed Processing*. Cambridge, MA: MIT Press (甘利俊一監訳『PDPモデル』産業図書、1989年)。
- Sargent, T. J. (1993) *Bounded Rationality in Macroeconomics*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Sargent, T. J. (1999) *The Conquest of American Inflation*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Song, H., and Turner, L. (2006) "Tourist Demand Forecasting," in: Dwyer, L., and Forsyth, P. (eds.), *International Handbook on the Economics of Tourism*. Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing, 89-114.
- Turner, L. W., and Witt, S. F. (2001) "Factors Influencing Demand for International Tourism: Tourism Demand Analysis Using Structural Equation Modelling Revisited," *Tourism Economics*, 7, 21-38.
- Uysal, M., and El Roubi, M. S. (1999) "Artificial Neural Networks versus Multiple Regression in Tourism Demand Analysis," *Journal of Travel Research*, 38, 111-118.
- White, H. (1992) *Artificial Neural Networks: Approximation and Learning Theory*. Cambridge, MA: Blackwell.
- Witt, S. F., Song, H., and Louvieris, P. (2003) "Statistical Testing in Forecasting Model Selection," *Journal of Travel Research*, 42, 151-158.
- Witt, S. F., and Witt, C. A. (1995) "Forecasting Tourism Demand: A Review of Empirical Research," *International Journal of Forecasting*, 11, 447-475.

注

- * 本研究は、“Econometric Approach to Forecasting Tourism Demand: A Case of Kyoto”というテーマで、龍谷大学社会科学研究所より2006年度の個人研究として資金援助を受けました。ここに記して感謝いた

します。

- 1) 観光需要の実証分析に関するにおいても、最近の文献では、進んだ計量経済学的手法が取り入れられつつある。そのような文献のサーベイとして、Lim (2006)、Papatheodorou (2006)、Song and Turner (2006) を挙げておく。
- 2) ファイナンスの実証分析におけるニューラルネットモデルの利用をまとめた文献として、Campbell *et al.* (1997) の第12.4節、Franses and van Dijk (2000) の第5章、McNelis (2005) を挙げておく。
- 3) 第3.1節での説明は平成12年度版の高等学校理科用『生物IB』(東京書籍)に依拠している。
- 4) 活性化関数として用いられる関数については、たとえば、Campbell *et al.* (1997 Ch12)、Judd (1998 Ch6)、Kendrick *et al.* (2006 Ch2)、McNelis (2005 Ch2) を参照のこと。
- 5) たとえば、前方伝播型以外のネットワークモデルについては、Campbell *et al.* (1997 Ch12) やMcNelis (2005 Ch2) を参照のこと。
- 6) 統計分析ソフトであるRATSには、ニューラルネットモデル推定用のコマンドがある。そのRATSでは“Backpropagation”という方法がニューラルネットモデルのパラメータ推定に用いられている。Doan (2004) を参照のこと。しかしながら、Campbell (1997 Ch12) は、White (1992) の文献を引用し、Backpropagation よりも非線形最小二乗法を用いるべきだと主張している。本稿は、その主張に従い、非線形最小二乗法を採択する。
- 7) 情報処理論の用語でいえば、ニューラルネットモデルの情報処理方法は並列分散処理と呼ばれるものであり、それ自体は1970年代頃から、言語などのパターン認識論において活発に研究されてきた。ニューラルネットモデルの他分野における初期の研究に

ついては、Rumelhart and McClelland (1986) を参照のこと。

- 8) 限定合理性の考え方は、合理的期待形成仮説以前にマクロ経済学で流行した、適応的期待形成仮説に近い。たとえば、Sargent (1999) は限定合理性のもとでのインフレ政策モデルにおいて、適応的期待形成仮説という用語を用いている。
- 9) 訪問者数は、観光客だけでなく、出張で訪れたビジネスマンの数も含んでいる場合がある。Turner and Witt (2001) は目的別に訪問客を分けて考える必要性を説いている。しかしながら、幸いなことに、『京都市観光調査年報』に収録されているのは、観光目的で京都市を訪れた人数の推計値であり、観光需要を測るのに適しているといえる。
- 10) 京都へ来るための交通費も観光の価格に含むべきではあろう。総務省統計局『小売物価統計調査』第四表「全国統一価格品目の価格」には東京と大阪間の鉄道料金や航空運賃のデータもある。しかしながら、公共交通機関の運賃は短期間にはそれほど変動しない。そこで、本稿は交通費を無視することにした。Song and Turner (2006) のサーベイによれば、国際観光に関する先行研究においても、データ利用上の制約という別の理由からではあるが、ほとんどの場合、交通費は無視されている。交通費を含んだ分析を行った例外的な文献としては、Dritsakis (2004) やLim and McAleer (2001) がある。
- 11) モデルの予測精度を事後的に検証するもう一つの理由は、Brooks (2002) が批判するように、ニューラルネットモデルにはモデルの適切性を診断する検定が存在しないことである。
- 12) 非線形モデルのパラメータ推定に伴う計算上の困難な点については、たとえば、Davidson and MacKinnon (2004) の第6.4節にまとめられている。