

○山形与志樹（国立環境研）

## 1. はじめに

日本の産業におけるCO<sub>2</sub>排出活動と経済活動（生産や研究開発）との関係を調べることによって、今後の温暖化対策に有効な知見を得ることが期待される。本研究では、研究開発の生産性や収益性に関する計量分析（渡辺 2001）で構築されたデータを一部修正・追加し、1955年から2000年の間における、わが国の主要産業における経済活動（産業別の生産関数と研究開発費のデータ）とCO<sub>2</sub>排出（補足参照）との関係を、新たな統計分析手法として注目されているベイズ推定モデルを用いて分析した。

## 2. 経済成長分析

基本となっている方程式は共に次式のコブダグラス型の経済モデルである。

$$V = AK^{\beta_K} L^{\beta_L}$$

$$\beta_K + \beta_L = 1$$

$V$  : GDP、 $K$  : 資本、 $L$  : 労働  
この時の $A$ をTFP(全要素生産性)といい、 $A$ の変化率 $\left(\frac{\dot{A}}{A}\right)$ が求めたいTFP変化率である。これは、上式の両辺を微分することにより次式になる。

$$\frac{\dot{A}}{A} = \frac{\dot{V}}{V} - \beta_K \left(\frac{\dot{K}}{K}\right) - \beta_L \left(\frac{\dot{L}}{L}\right)$$

グロスコストを使用する成長分析方法は、上式の $\beta_K$ （資本弾性率）及び $\beta_L$ （労働弾性率）が「市場における企業等のビヘービアの前提に従い、1) 価格は競争条件下で決定、2) 規模に関する収縮負不変を前提とする」ことにより、弾性率が相対価格と等しくなりかつ $\beta_K + \beta_L = 1$ の制約式が必要になる。グロスコストを使用する方法はこの考え方から $\beta_K$ 、 $\beta_L$ をグロスコスト比で求める。成長分析の結果を図1に示す。

3. MCMCによるCO<sub>2</sub>排出量のベイズ推定モデル

Markov Chain Monte Carlo（以降MCMC）によるベイズ推定とは、ある観測値が得られた場合に、観測値を説明できる確率モデルをベイズ推定の意味で最適化する確率モデルを、MCMCという手法で算出する事である。

前提として、以下のような観測値が得られたものとする。

$$\mathbf{D} = \left\{ \left( \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{y}^{(1)} \right), \left( \mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{y}^{(2)} \right), \dots, \left( \mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{y}^{(n)} \right) \right\}$$

但し、 $\mathbf{x}^{(i)}$  : 説明変数、 $\mathbf{y}^{(i)}$  : 目的変数

両変数間は以下のようなニューラルネットワークモデルで一般的に使用されているマルチパーセプトロンモデルで結ばれているとする。

$$\mathbf{y} = \mathbf{b}^{(2)} + \left[ \mathbf{w}^{(2)} \right] \mathbf{z} + \mathbf{e}$$

$$\mathbf{z} = \tanh \left( \mathbf{b}^{(1)} + \left[ \mathbf{w}^{(1)} \right] \mathbf{x} \right)$$

但し、 $\mathbf{z}$  : 隠れ変数、 $\mathbf{e}$  : 残差、

$\mathbf{b}^{(1)}$ 、 $\mathbf{b}^{(2)}$  : バイアスペクトル、

$\left[ \mathbf{w}^{(1)} \right]$ 、 $\left[ \mathbf{w}^{(2)} \right]$  : 重み行列、

ここで、隠れ変数の次元は説明変数及び目的変数とは独立して自由に設定できる。モデルパラメータを1つのベクトルに纏めて以下のように記す。

$$\boldsymbol{\theta} = \left( \mathbf{b}^{(1)}, \left[ \mathbf{w}^{(1)} \right], \mathbf{b}^{(2)}, \left[ \mathbf{w}^{(2)} \right] \right)$$

ベイズ推定では、観測値が得られた条件下のモデルパラメータの確率を計算する。

$$p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{D}) = \frac{p(\mathbf{D} | \boldsymbol{\theta}) p(\boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{D})}$$

これが、ベイズ推定の評価値である事後確率 $p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{D})$ の考え方であり、 $\boldsymbol{\theta}$ 及び $\mathbf{D}$ を通常の確率変

数とした場合にはベイズの定理そのものである。式から明らかなように  $p(\theta|\mathbf{D})$  は、事前確率  $p(\theta)$  によってベイズ推定結果は異なってくるわけである。ここではこの事前確率を規定するパラメータ（ハイパーパラメータ）をさらに確率分布として与える ARD(Automatic Relevance Determination) というモデルを使用する。この様にして確率変数として算出できた  $\theta$  を用いて、確率変数として説明変数と目的変数の関係が算出できる。

#### ベイズ推定モデル

CO2 排出モデルを、説明変数 GDP の対数値及び技術の対数値とし、目的変数を CO2 排出量の対数値とするデータを用いて、MCMC を用いたベイズ推定によって求めた。得られたマルチパーセプトロンモデル（図2）は、入力層（GDP（V）及び技術（T）の対数値）と隠れ変数（観測できない仮想の変数）の間を結ぶ第重み行列  $[w^{(1)}]$  と隠れ変数と出力層（CO2 排出（C）の対数値）の間の重み行列  $[w^{(2)}]$  を学習する。図では  $[w^{(1)}]$  と

$[w^{(2)}]$  の絶対値の大きさを線の太さで表し、符号を線末端の矢印/T印で示している。矢印は正、T印は負であり矢印である。図の例では技術が隠れ変数 1（H1）に対して正の感度をもっており、隠れ変数 2（H2）に対しては負の感度を持っている。従って、技術が増加した場合には隠れ変数 1 は増加し、隠れ変数 2 は減少する。同様に隠れ変数 1 と CO2 排出は負の感度を持ち、隠れ変数 2 は逆に正の感度を持っている。結果的には、技術→隠れ変数 1→CO2 排出は技術が増加すると、隠れ変数 1 も増加し、隠れ変数 1 が増加すると CO2 排出は下がることから、隠れ変数 1 を介した技術と CO2 排出の関係は負の感度を持つ。

#### 技術と経済の変化に対する感度分析

GDP 及び技術をバイアス的に変化させた結果から CO2 排出に GDP や技術がどの様に影響するかを推定した。図3に結果を示す。この結果、推定された経済モデルによると、「戦後の全ての期間で GDP を増やすと CO2 排出が増加し、GDP を減らすと CO2 排出が減少する」こと。一方、技術に関しては、「1970 年代前半から 1980 年代

後半の石油危機の時代には、技術開発投資を増やすと CO2 排出が減少し、技術開発投資を減らすと CO2 排出が増加する。」ことがそれぞれ示された。

#### 4. 結論と考察

1955 年から 2000 年の間における、わが国の主要産業における経済活動と CO2 排出との関係を、ベージアンモデルを用いて分析した結果、説明力の高いモデルを構築することができた。感度分析の結果、CO2 排出量は、石油危機以降の石油価格が高騰した時期には、研究開発と強い負の相関があり、それ以外の時期には、生産との間のみ正の相関があることが示された。

石油価格が高騰しつつある現在、経済活動と産業からの CO2 排出との関係に石油危機の時代と同様の関係が再現しつつあるとすれば、研究開発費の増額によって CO2 排出量を削減することが期待できる。このことから、今後のポスト京都における本格的な温暖化対策の実施に向けて、研究開発投資が極めて重要な役割を果たすものと考えられる。

#### 補足 CO2 データの構築

CO2 排出量は旧総合エネルギー統計（H13 年度版）を用い、我が国の GHG インベントリと同じ方法にて算定した。産業別排出量は標準産業分類に合わせた再配分を行ない、石油・石炭、その他製造業を、総合エネルギー統計：その他製造業の値を石油等消費構造統計、石油等消費動態統計より推定したエネルギー消費量比、金属製品及び機械工業 4 業種を、総合エネルギー統計：金属機械の値を石油等消費構造統計のエネルギー消費比及び工業統計表産業編のエネルギー関連費用から推定した分配割合を用いた按分により推定した。暦年値は月数比に合わせ、前年度値の 1/4 と該当年度値の 3/4 を加算して求めた。

#### 引用文献

渡辺千仞（2001）技術革新の計量分析、日科技連謝辞

データ構築・修正に国環研 GIO 相沢・佐藤研究員、計算に MSS 三井氏の協力を得ました。

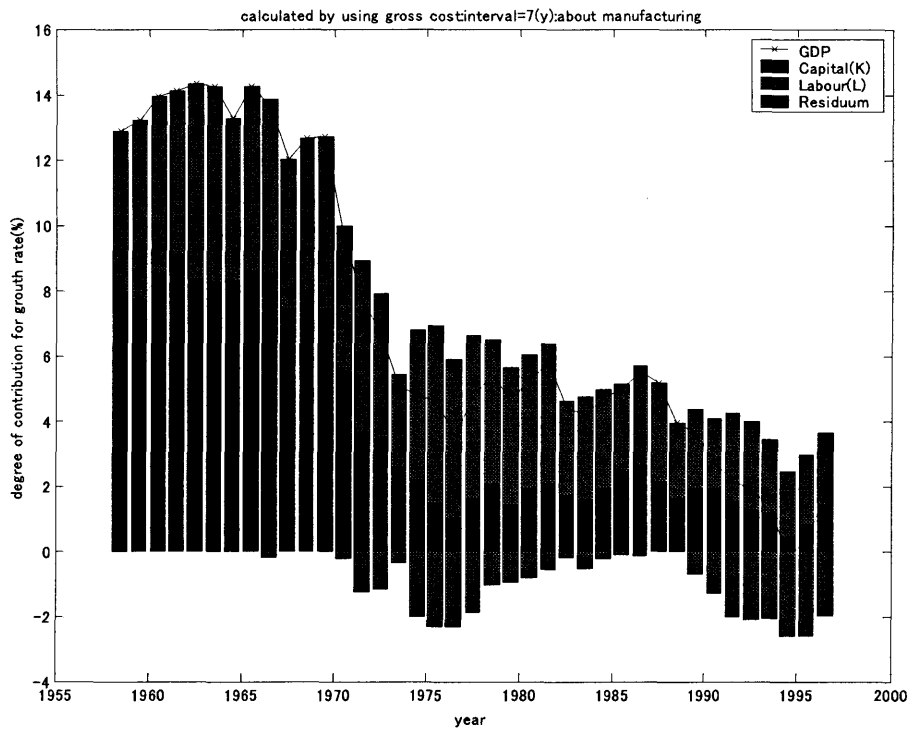


図1 経済成長分析結果（製造業全体）

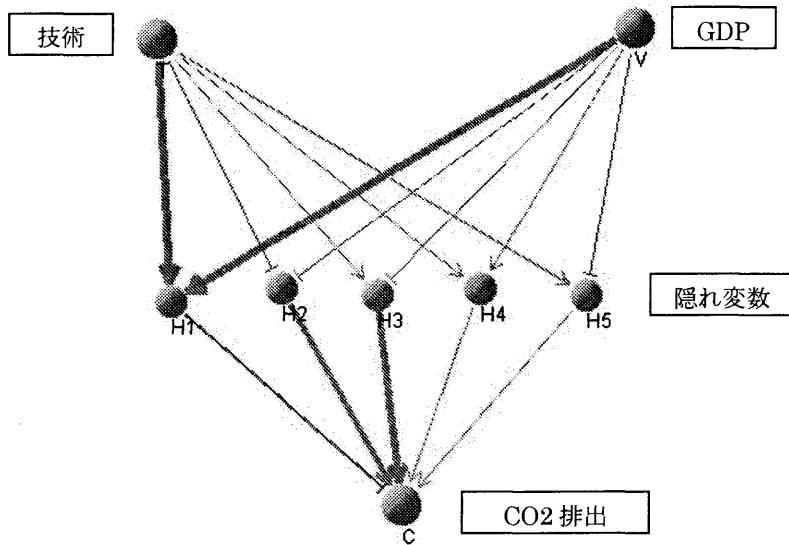
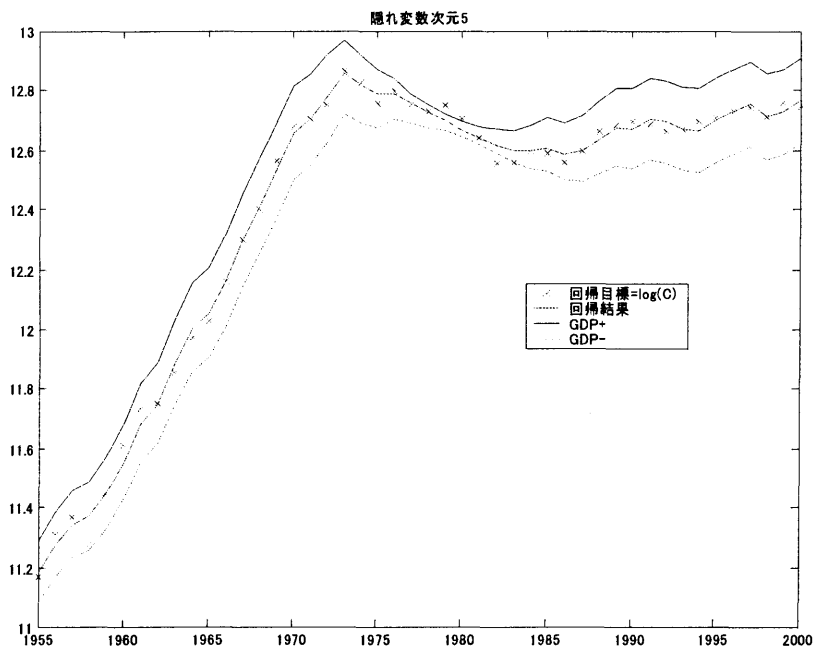
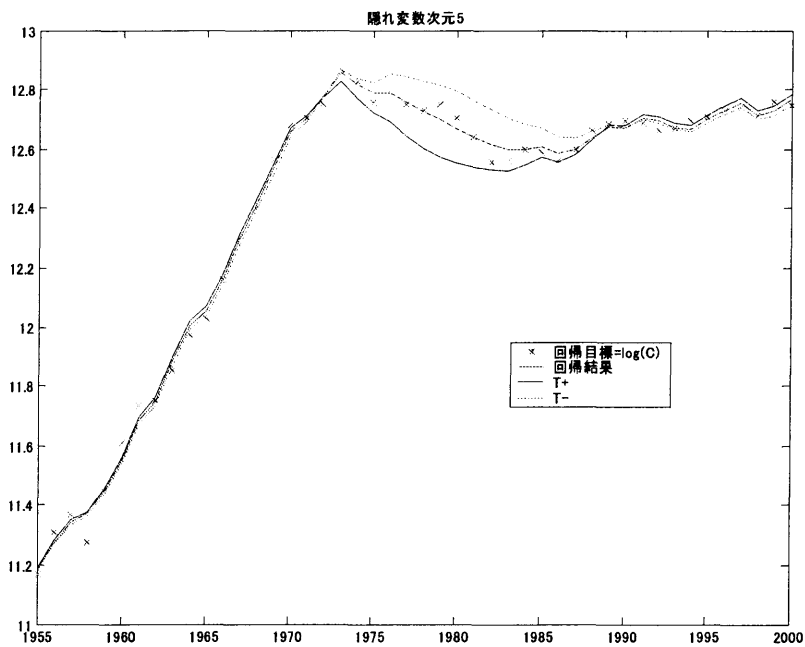


図2 可視化した重み行列平均値



(a:GDP による回帰関数の影響)



(b:技術による回帰関数の影響)

図3 MCMCによるベイズ推定を用いたCO2排出量のモデル計算結果(製造業全体)