

地域の貨物発生集中量の推定方法に関する研究*

Estimation Method of Regional Freight Transport Generation/Attraction

関 宏志** 飯田 恭敬*** 倉内 文孝**** 谷口 栄一*****

By Hongzhi GUAN, Yasunori IIDA, Fumitaka KURAUCHI and Eiichi TANIGUCHI

1. はじめに

今日の道路渋滞は深刻化する一方であり、さらに道路交通の50%近くを貨物自動車占めるといふ状況を考えると、貨物の流動量を明らかにすることは、交通計画・交通管理上、非常に重要な課題である。近年までの高度経済成長期における日本においては、貨物量はGNPの増加に比例して増加していたが、オイルショックやダウンサイジングの傾向により、この比例関係が必ずしも成り立たなくなってきた。これらは、各地域の産業構成自体の変化によるところが大きい。特に円高や人件費の上昇により、海外に工場を移転する企業が増加している。そのため、各地域における産業構成を念頭に置いた貨物発生・集中量の推定が重要となっている。さらに、我々が特に注目している道路交通への影響を考える場合においては、運ばれる貨物の品目によって、その貨物の荷姿や輸送手段の選択が左右される場合が多いため、それぞれの品目ごとの発生・集中量を精度よく推定することが交通計画に対して、重要な意味を持つと考えられる。以上のような背景を踏まえて、本研究においては、地域ごと、品目ごとの貨物の発生・集中量をより精度良く推定することを目的とする。

従来、貨物の発生・集中量は線形回帰モデルを

用いて推定されてきた^{1),2),3)}。これらのモデルは構造が簡単であるため、非常に実用性が高い。しかし、貨物発生・集中量とその影響要因間の関係が常に線形である保証がないことが大きな問題といえるだろう。本研究においては、線形回帰モデルの問題点である説明変数と被説明変数との間の線形関係の仮定を緩和するために、線形変換の1つであるBox-Cox変換⁴⁾の貨物発生・集中量推定への適用を試みる。そして、得られた結果と線形回帰モデルによる結果を比較し、その優位性を明らかにすることを試みる。

2. Box-Cox変換の概要

従来の線形回帰を用いた貨物発生・集中量の推定法は、実用的ではあるが、説明変数と被説明変数間の因果関係が線形でない場合、その説明力は著しく損なわれる。それに対応する方法としては、明らかに線形関係でない説明変数に対しては、対数や指数で説明変数を変換し推定するなどの手法が取られることが多い。しかしながら、このような変数変換を行なうためには、分析者が説明変数と被説明変数の間の関連性をあらかじめ把握しておく必要がある。このようにそれぞれの被説明変数と説明変数間の関連性をすべてあらかじめ吟味することは非常に煩雑な作業であり、自動的に関数型が決定されるような推定が望ましい。

説明変数と被説明変数との間の関数型を予め特定せず、統計量によって関数型を決める方法はさまざまなものが提案されている。例としては、フレキシブル関数型⁵⁾やBox-Cox変換等が挙げられる。フレキシブル関数型とは、任意の2階微分可能な関数をTaylor展開することによって2階近似をとったものであり、その例としてはトランスロ

* キーワード 発生交通、物流流動

** 学生員 工修 京都大学大学院工学研究科土木工学専攻
(〒606-01 京都市左京区吉田本町
TEL:075-753-5126, FAX:075-753-5907)

*** 正会員 工博 京都大学大学院工学研究科土木工学専攻
(住所同上, TEL:075-753-5124, FAX 同上)

**** 正会員 工修 京都大学大学院工学研究科土木工学専攻
(住所同上, TEL:075-753-5126, FAX 同上)

***** 正会員 工博 京都大学大学院工学研究科土木工学専攻
(住所同上, TEL:075-753-5125, FAX 同上)

グや 2 次形式などの関数型が挙げられる。この方法は特性間の積も説明変数として含むので、推定するパラメータの数が線形の場合に比べて $n(n+1)/2$ 個の増加となり、多重共線性による符号の不安定性や意味の解釈に問題を生じることがしばしばある。また、Cropper, Deck & McConnell⁶⁾ は住宅価格問題に生じる誤差の程度について、モンテカルロシミュレーション分析によって、フレキシブル関数型を用いるより、Box-Cox 変換を適用する方が優れていることを示している。そのため、本稿では Box-Cox 変換を適用することにする。

Box-Cox 変換は非線形な関係を線形近似するための巧妙な方法として使われている。Box-Cox 変換は、データの変換を通じて、変換後に簡潔な線形構造、一定分散、正規性を達成することが目的となる。この方法は、被説明変数 y と説明変数 x の間に線形関係ではないが、被説明変数を変換することによって、変換後に線形関係が成り立つことを仮定している。

Box-Cox 変換の変換前の関数型のイメージをつかむために、簡単な例として、 $y^{(\lambda)} = x$ について、 $\lambda > 1$, $\lambda = 1$ および $0 < \lambda < 1$ の場合の元の関数の形状を図-1 に示す。図-1 からわかるように、 $\lambda = 1$ の場合は、「線形」に、 $\lambda > 1$ の場合は、説明変数の増加に対して始めは被説明変数が増加す

るが、その後増加率が小さくなる「凸型」になる。そして、 $0 < \lambda < 1$ の場合においては、ある程度説明変数が大きくなると、被説明変数が急激に増加する「凹型」となる。つまり、関数型を決定付けるパラメータ λ ($\lambda \geq 0$) を同時推定することによって、説明変数と被説明変数の間の関連性を最も良く表すようなモデルの構築が可能である。

今、被説明変数 y をパラメータ λ を用いて変換し、変換したものを $y^{(\lambda)}$ とすると、 $y^{(\lambda)}$ と説明変数 x の間に線形関係が成り立つと仮定する。

$$y^{(\lambda)} = \alpha_0 + \sum_{i \in N} \alpha_i x_i + e \dots\dots\dots (1)$$

ただし、 $\alpha_i (i = 0, \dots, N)$ はパラメータ、 N は説明変数の数、 e は誤差項である。ここで、求めるべきパラメータは λ と α_i となり、そして、 λ を用いた変換とは式(2)のようなものである。

$$y^{(\lambda)} = \begin{cases} (y^\lambda - 1) / \lambda & (\lambda \neq 0) \\ \ln y & (\lambda = 0) \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

次に、 $y^{(\lambda)}$ を $y^{(\lambda)}$ のベクトル、 $\mathbf{a}$ を α_i のベクトル、 $\mathbf{X}$ を x のベクトルとし、パラメータ λ を用いて、変換された被説明変数の観測値ベクトル $\mathbf{y}^{(\lambda)}$ が線形正規分布モデルに従うことを仮定する。被説明変数ベクトル $\mathbf{y}$ の同時密度（尤度）関数は以下の通りである。

$$L = \frac{\exp \left\{ - \left(\mathbf{y}^{(\lambda)} - \mathbf{aX} \right)' \left(\mathbf{y}^{(\lambda)} - \mathbf{aX} \right) / 2\sigma^2 \right\}}{(2\pi\sigma^2)^{N/2}} J \dots\dots (3)$$

ただし、 J はヤコビアン(Jacobian)式で、

$$J = \prod_{i=1}^N \left| \frac{dy^{(\lambda)}}{dy} \right| \dots\dots\dots (4)$$

である。 J は $\mathbf{a}$ と σ^2 と無関係だから、 λ を所与の定数として、 $\mathbf{a}$ と σ^2 に関してその $\log L$ を最大にすると、定数項を除いて、その最大値は

$$L_{\max}(\lambda) = -\frac{1}{2} N \log \{ RSS(\lambda; \mathbf{y}) \} + \log J \dots\dots\dots (5)$$

となる。ただし、

$$RSS(\lambda; \mathbf{y}) = \frac{\mathbf{y}^{(\lambda)'} [\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'] \mathbf{y}^{(\lambda)}}{N} \dots\dots\dots (6)$$

$$= \frac{S(\lambda)}{N}$$

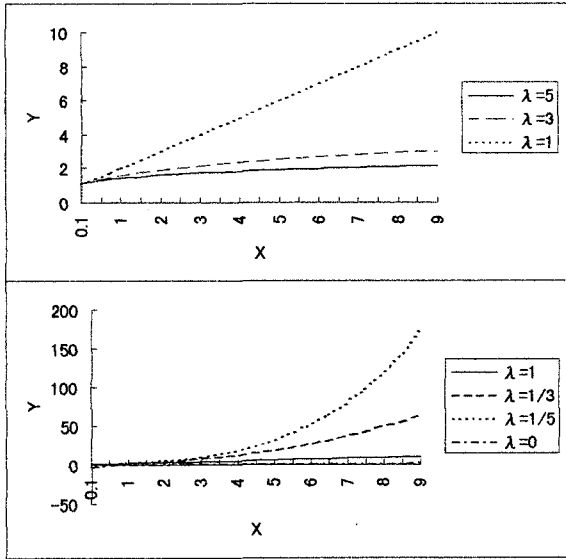


図-1 Box-Cox 変換のイメージ図

であり、 $S(\lambda)$ は残差平方和 (residual sum of square) である。 λ を用いて、式(5)に対して微分を求めると、

$$\frac{d}{d\lambda} L_{\max}(\lambda) = N \frac{\mathbf{y}^{(\lambda)'} [\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'] \mathbf{u}^{(\lambda)}}{\mathbf{y}^{(\lambda)'} [\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'] \mathbf{y}^{(\lambda)}} + \frac{N}{\lambda} + \sum \log y \quad \text{.....(7)}$$

となる。ただし、 $\mathbf{u}^{(\lambda)}$ は要素 $(\lambda^{-1} y^{\lambda} \log y)$ のベクトルである。さらに、
 $\mathbf{z}^{(\lambda)} = \mathbf{y}^{(\lambda)} / \mathbf{J}^{1/N}$ (8)

と定義すれば、式(7)の結果は、簡単に次のように表すことができる。

$$L_{\max} = -\frac{1}{2} N \log \{RSS(\lambda; \mathbf{z})\} \quad \text{.....(9)}$$

ただし、

$$RSS(\lambda; \mathbf{z}) = \frac{\mathbf{z}^{(\lambda)'} [\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'] \mathbf{z}^{(\lambda)}}{N} = \frac{S(\lambda; \mathbf{z})}{N} \quad \text{.....(10)}$$

である。ここで、 $S(\lambda; \mathbf{z})$ は $\mathbf{z}^{(\lambda)}$ の残差平方和、

$$\mathbf{z}^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y^{(\lambda)} - 1}{\lambda \dot{y}^{\lambda-1}} & (\lambda \neq 0) \\ \dot{y} \log y & (\lambda = 0) \end{cases} \quad \text{.....(11)}$$

そのうち、 $\dot{y}$ は観測値 y の幾何平均で、式(12)の通りである。

$$\dot{y} = (y_1 \cdot y_2 \cdots y_N)^{1/N} \quad \text{.....(12)}$$

従って、尤度関数式(3)の最大値を求めるために、 λ を一定の範囲で変化させ、 $S(\lambda; \mathbf{z})$ が最小化となる時の λ を求めばよい。

$S(\lambda; \mathbf{z})$ の最小化による λ の探索方法以外に、この変換が統計的に最も適合度がよいかの判断には、決定係数を用いることができる。しかしながら、被説明変数 (従属変数) に変換を施す場合には、誤差分布はもはや正規分布には従わなくなる。これに対して、本研究は推定された被説明変数に逆変換を施し、もとに戻された被説明変数を用いて、決定係数を求め、 λ を探索する。具体的に、次のアルゴリズムを用いている。

① λ の初期値を設定する。

②①の λ を利用して、 y を $y^{(\lambda)}$ に変換する。

③ $y^{(\lambda)}$ と説明変数の値 x_i を用いて、 α_i を最小二乗法を用いて推定する。

④得られた α_i を利用して、 $y^{(\lambda)}$ の推定値 $\hat{y}^{(\lambda)}$ を求める。

⑤ $\hat{y}^{(\lambda)}$ に対して、逆変換を施し、 y の推定値 $\hat{y}$ を求める。

⑥ $\hat{y}$ を利用して、決定係数を計算する。なお、決定係数 R^2 は、次式で与えられる。

$$R^2(\lambda) = 1 - \left[\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] / \left[\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2 \right] \quad \text{.....(13)}$$

但し、 y_i は y の第 i 番の観測値、 $\hat{y}_i$ は y の第 i 番の推定値、 $\bar{y}$ は y の平均値である。

⑦ λ の値を変化させ、上記のステップ②からステップ⑥までを反復計算し、得られた決定係数が最大のものを解とする。

これによって、式(1)の λ および α_i が同時に決めることができる。得られた λ の値によって、Box-Cox変換は、線形モデルを含め、多種の関数型に対応可能である。

3. 貨物発生・集中予測モデルの概要

(1)モデルの考え方

上述のように、交通計画では、品目ごとの貨物の発生・集中量が輸送機関選択などに関する重要な要因となる場合が多いと考えられるため、本研究では品目ごとの発生量及び集中量予測モデルの構築を試みる。ここで用いた品目の分類は、運輸省の「輸送統計に用いる品目区分」をベースとした農水産品、林産品、鉱産品、金属機械工業品、化学工業品、軽工業品、雑工業品及び特殊品の8分類である。

貨物の流動は、主として産業の生産・消費活動から派生するものと考えられることができるため、貨物の発生・集中量と、その地域の産業ごとの就業者数や生産額などの社会経済指標は、かなり関連性が高いと考えることができる。また、日本の商形態を鑑みると、生産者から消費者に直接商品が移動するわけではなく、両者の間には、卸売業や

小売業が仲介することが多い。それゆえ、第3次産業に関する社会経済指標も、貨物の発生・集中に影響を及ぼしていると考えられる必要がある。そのため、Box-Cox変換を適用する際に、被説明変数としては各品目の発生・集中量を、そして説明変数にはその品目に関連性が高い経済的指標と、第3次産業に関する指標を採用することにする。

(2)輸出入貨物の取扱い

ここで我々が注目しているのは、国内の貨物流動の状況であるが、その中には元々の発地が海外であるものや、最終目的地が海外であるものが多数存在する。この場合、ある港湾が発達している地域に輸出入するための貨物が集中したとしても、それはその地域が吸引したというよりは、発達した港湾設備がそれらを吸引したと考える方が自然であろう。そのため、輸出入に関する貨物は、先の品目ごとの分類とは別個に、新たなカテゴリーとして分類し、この説明変数に関しては、港湾統計データを利用することとする。

(3)推定に用いるデータ

推定においては、平成2年に実施された、「全国貨物純流動調査」をベースとした。まず、このデータを利用して都道府県別・品目別の貨物の発生・集中量を求め、被説明変数とした。そして、「日本統計年鑑」⁷⁾をはじめ、複数の統計資料を利用して、各都道府県別の業種別の就業者人数・生産額^{8),9),10)}などを求め、これらを説明変数候補とした。これらのデータを用いて、説明変数候補間の相関分析を行い、相関性の高い説明変数候補を除去した説明変数を用いて、分析を行った。説明変数と被説明変数の間の関連性について考察するために、上記のデータを用いて分布図を作成した。紙面の都合上、典型的な分布図として、図-2のように2例を挙げる。化学工業品の集中貨物量に対する第2次産業の就業者数の影響は、「凸型」に、そして林製品の集中貨物量に対する人口の影響は、「凹型」になっていることがわかる。このように

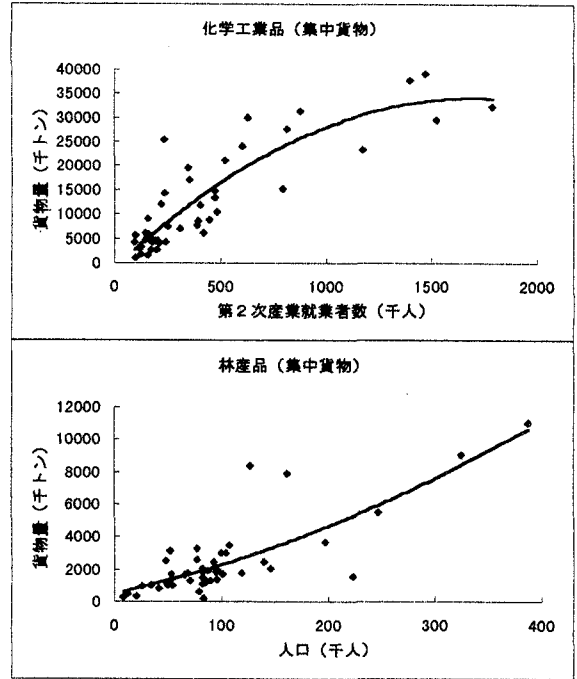


図-2 典型的な散布図

非線形関係が顕著であるものに対して、Box-Coxモデルの適用によって、得られたモデルの適合性および推定精度が線形回帰モデルより向上されることが期待される。

4. 計算結果の考察

ここでは、以上の説明変数候補を様々な組合せて、Box-Coxモデルを適用し、 t 値が小さい説明変数を除去することによって、品目ごとの発生・集中量を推定した。その結果を表-1、表-2に示す。なお、図-1を見ると、 λ の値が大きくなれば、関数型はほぼ水平線となり、 λ の増加に対してそれほど傾きは変化しない。そのため、 λ の探索範囲は0~5の間で十分であると考えられる。

まず、表-1（発生貨物）の決定係数の欄についてみると、鉱産品の発生貨物量および輸入品に関するモデルの決定係数の値は若干小さいが、その他のモデルに関する決定係数の値は大きく、得られたモデルの精度は比較的高いと考えることができる。さらに、各モデルの説明変数の t 値についてみると、全て $t > 2$ であり、それぞれのモデルに

関する説明変数は有意水準 5%で有意であることがわかる。説明変数のパラメータの符号も全て正であり、得られたモデルは、妥当なものであるといえる。また、Box-Cox 変換のパラメータ λ についてみると、すべての $0 < \lambda < 2$ で、そして、品目ごとにその値は異なることが確認できる。ここでは、便宜的に λ の値が 0.9 以下のものを凹型、0.9~1.1 のものを線形、1.1 以上のものを凸型として、考察を進めることとする。凹型、つまり説明変数の増加率以上に貨物量の増加が見られる品目としては、軽工業品の発生貨物量が挙げられる。逆に、凸型となっている品目は林産品、鉱産品、化学工業品、雑工業品、特殊品の発生貨物量及び輸入品で、これらの品目貨物は、説明変数の増加に対して貨物量の増加が大きくない。そのほか、線形に属する品目としては、農水産品と金属機械工業品の発生貨物量が挙げられ、これらの品目の貨物発生量は、説明変数と線形比例関係にあるといえる。

次に、表-2（集中貨物）の決定係数の欄についてみると、すべてのモデルに関する決定係数の値は0.6より大きく、得られたモデルの精度は高いといえる。さらに、各モデルの説明変数のt値についてみると、全て $t > 2$ であり、それぞれのモデルに関する説明変数は有意水準5%で有意であることがわかる。説明変数のパラメータの符号も全て正であり、得られたモデルは、妥当なものであると考える。また、Box-Cox変換のパラメータ λ についてみると、すべての $0 < \lambda < 2$ で、そして、品目ごとにその値は異なることが確認できる。発生貨物と同様に、集中貨物の関数型を凹型、線形および凸型と3つに分類して、考察を進めることとする。凹型となっている品目としては、林産品、金属機械工業品、軽工業品の集中貨物量が挙げられる。凸型となっている品目は鉱産品、化学工業品、雑工業品、特殊品の集中貨物量および輸出品である。そのほか、線形品目としては、農水産品の集中貨

表-1 Box-Cox 変換の適用の結果（発生貨物）

発生貨物					
被説明変数（トン）	説明変数	パラメータ α	t値	Box-Cox係数 λ	決定係数 R^2
農水産品	第3次産業就業者人数（千人）	4895.660	16.089	1.04	0.867
	漁獲量（千トン）	1767.766	2.504		
林産品	第3次産業就業者人数（千人）	188.843	8.771	1.17	0.642
	森林面積（千ヘクタール）	1122.304	3.790		
鉱産品	窯業生産額（10億円）	761470.630	3.542	1.61	0.510
	鉱業生産投入額（百万円）	933.310	4.360		
金属機械	金属総生産額（10億円）	9156.852	11.846	0.94	0.933
工業品	機械総生産額（10億円）	1138.729	5.380		
化学工業品	化学品生産額（10億円）	24066.828	3.759	1.72	0.837
	石油・石油製品総生産額(10億円)	83561.313	6.785		
軽工業品	衣服・繊維工業生産額（10億円）	7762.223	2.008	0.71	0.858
	パルプ・紙就業者数（千人）	436412.310	6.033		
	食料品生産額（10億円）	4205.090	5.829		
雑工業品	木製品生産額（10億円）	21865.313	4.079	1.13	0.697
	出版・印刷就業者数（千人）	3701.998	7.802		
特殊品	第2次産業就業者数（千人）	1276.135	9.355	1.19	0.713
輸入品	外航船入港トン数（千トン）	7398.285	6.948	1.35	0.574

表-2 Box-Cox 変換の適用の結果（集中貨物）

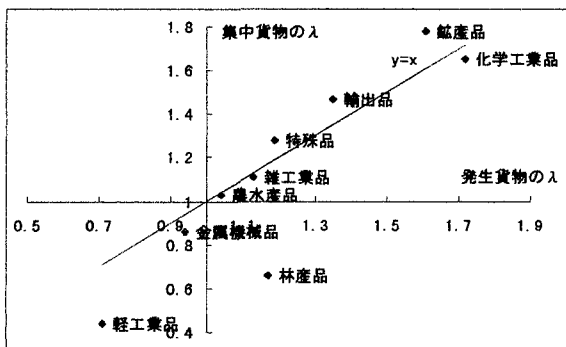
集中貨物					
被説明変数(トン)	説明変数	パラメータ α	t値	Box-Cox係数 λ	決定係数 R^2
農水産品	人口（千人）	1837.860	9.653	1.03	0.676
林産品	建設業完成工事高（10億円）	15769.160	6.747	0.66	0.710
	木製品就業者数（千人）	206.239	2.907		
鉱産品	鋼鉄業、窯業、石油化学業就業者数（千人）	66544.875	7.406	1.78	0.600
金属機械	金属生産額（10億円）	5332.145	7.446	0.86	0.967
工業品	機械総生産額（10億円）	1367.337	6.884		
化学工業品	第2次産業就業者数（千人）	34744.094	11.624	1.65	0.749
軽工業品	パルプ・紙就業者数（千人）	213036.000	7.019	0.44	0.956
	人口（千人）	803.239	7.238		
	1人当たり所得（千円/人）	1182.283	2.107		
雑工業品	木製品生産額（10億円）	14617.273	3.550	1.11	0.684
	出版印刷就業者数（千人）	82770.813	7.510		
特殊品	総就業者数（千人）	1073.522	11.044	1.28	0.773
輸出品	外航船入港トン数（千トン）	1082.567	9.362	1.47	0.683

物量が挙げられる。

また、表-1、2の同一品目を比較することによって、貨物の発生・集中によって、説明変数が異なる場合もあることが分かる。従って、同一品目でも、発生・集中によって、影響の大きい要因が異なる場合もあるといえる。さらに、発生・集中貨物の関数型を比較するために、発生貨物量に関するモデルの λ を横軸、集中貨物量に関するモデルの λ を縦軸としてグラフ化した。これを図-3に示す。この図によると、品目ごとのモデルに関する説明変数が発生・集中によって異なるにもかかわらず、

同一品目の発生・集中モデルの λ の値はほぼ等しいことが確認できる。これより、貨物の発生・集中量推定モデルの関数型は、品目そのものによって異なり、そして、発生貨物でも集中貨物でもほぼ同じ可能性が高いと考えられる。

これより、①同じ品目であれば、発生貨物と集中貨物で λ がほぼ等しい原因、②品目によって、関数型が分かれる原因が問われる。①の原因としては、貨物の発生・集中は生産・消費と密接に結びついており、生産量と消費量の間に均衡が成り立つと考えられる。そのため、説明変数の変化に伴う被説明変数の変化形状が似通っており、その結果、 λ の値がほぼ同じになっていると考えられる。②の原因としては、貨物の付加価値の変化や、その品目を生産する産業の生産性の変化が考えられる。すなわち、生産性の向上に伴い、ある資源の単位投入に対する商品の付加価値が増えるが、重量が増えないことなどが考えられる。この場合、関数型は凸型になるだろう。このような変化は品目ごとに異なると考えられるため、結果的に品目ごとに λ の値は異なってくる。

図-3 貨物発生・集中での λ の比較

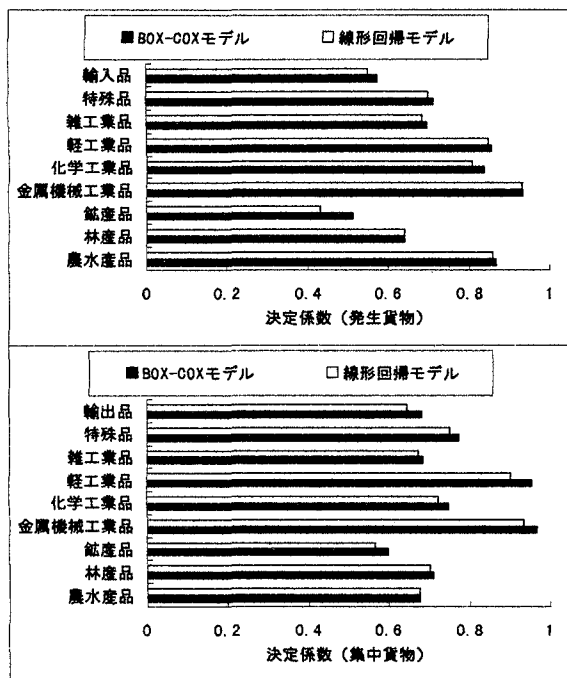


図-4 決定係数の比較

λ による品目の「関数型」を分類する定義を用いると、「凹型」の品目は軽工業品が挙げられ、「凸型」の品目は、鉱産品、化学工業品および輸出入品が挙げられ、そして金属機械工業品、農水産品および雑工業品は「線形」の品目に属すると考えられる。

最後に、Box-Cox モデルと線形回帰モデルの決定係数を比較する。線形回帰モデルの説明変数はBox-Cox モデルのそれと同一にして推定を行った。その結果を図-4 に示す。この結果をみる、Box-Cox モデルは、決定係数が品目によって顕著さが異なるが、全般的に線形回帰モデルより高いことが確認できる。特に λ が 1 から乖離している、鉱産品、化学工業品の発生貨物量や、鉱産品、軽工業品の集中貨物量のモデルの決定係数の差が大きく、Box-Cox モデルの方が説明力が高いがわかる。逆に、 λ が 1 に近い場合は、Box-Cox 変換によるモデルはほぼ線形になるため、モデルの決定係数は大差はないことがわかる。

5. おわりに

本研究では、Box-Coxモデルを貨物の発生・集

中量の推定モデルに適用した。得られたモデルの決定係数や説明変数のt値、そして線形回帰モデルの決定係数の比較により、Box-Coxモデルの方が、精度が高いことが確認できる。また、品目ごとのモデルの推定結果において、 λ が1と大きく異なるものも多数存在しており、説明変数と被説明変数の関係は線形とは限らないことがわかる。線形に変換するパラメータを自動的に探索するBox-Cox変換は、推定精度を高め、推定アルゴリズムも簡単で、実用面でも利用価値が高いといえる。さらに、発生・集中貨物の品目ごとの λ に対する分析によって、同一品目の発生・集中量モデルの λ はほぼ等しい値をとり、同一品目の発生貨物量の関数型と集中貨物量の関数型とはほぼ同じといえる。逆に、品目が異なれば、 λ の値がかなり異なっていることも知見として得られ、品目ごとに発生・集中量推定モデルを構築する必要があることが示された。

本研究では、説明変数全体と被説明変数との間の関係を1つのパラメータ λ により変換する最も基本的なBox-Coxモデルを適用した。しかし、同じ品目に関する説明変数が被説明変数との関数型が必ずしも同じとは限らない。Box-Coxモデルは発展型として各説明変数に個別のパラメータ λ_i を導入することも可能である。それによって、異なる関数型の説明変数も対応することができるため、より高い精度の貨物の発生・集中量推定モデルの構築が可能であるといえる。また、同一品目に対して発生貨物量の関数型と集中貨物量の関数型とは一致するという知見については、別の時点の調査データを用いて、更なる検証する必要があるであろう。

貴重なアドバイスを頂いた京都大学大学院工学研究科宇野伸宏助手、「全国貨物純流動量調査」などのデータを提供していただいた(財)運輸経済研究センター、運輸省運輸政策局情報管理部の各位に感謝の意を表す。

【参考文献】

- 1) ECMT, Goods Distribution Systems in Urban Areas, Report of the Sixty First Round Table of

- Transport Economics, 1983.
- 2) 運輸経済研究センター, 21 世紀のわが国の交通需要, 平成 3 年.
 - 3) 河上省吾・川瀬修治, 中京都市圏の圏域物流の将来推定に関する研究, 土木学会第 49 回年次学術講演集, pp. 254-255, 平成 6 年 9 月.
 - 4) G. E. P. Box, and D. R. Cox, An Analysis of Transformations, Journal of the Royal Statistical Society, B. No. 26, 1964.
 - 5) Halvorson, R. and Pollakowski, H., Choice of functional form for hedonic price equations, J. Urban Econ., Vol.10, pp.37-49, 1981.
 - 6) Cropper, M. L. Deck, L. B. and McConnell. K. E., On the choice of functional form for hedonic price functions, Rev. Econ. Stat., Vol. 70, pp 668-675, 1988.
 - 7) 総務庁統計局, 日本統計年鑑, 平成 3 年～平成 6 年.
 - 8) 経済企画庁調査局, 地域経済要覧, 1990-1995 年.
 - 9) 運輸省運輸政策局情報管理部, 港湾統計 (年報), 平成 2 年.
 - 10) 日本銀行調査統計局, 都道府県別経済統計, 平成 4 年版.

地域の貨物発生集中量の推定方法に関する研究

関宏志, 飯田恭敬, 倉内文孝, 谷口栄一

摘要

本研究では, 回帰分析における説明変数と被説明変数の間の関数型を自動的に探索する, 線形変換手法の 1 つである Box-Cox 変換を貨物発生・集中量の推定へ適用し, 品目ごとの貨物の発生量および集中量推定モデルの構築を試みる. なお, 発生貨物量と集中貨物量は, 個別に推定することにする. 得られたモデルのパラメータの分析および線形回帰モデルとの比較により, Box-Cox モデルの優位性が確認された. さらに, 関数型を決定する Box-Cox パラメータの値は, 品目によって, かなり異なった値となるが, 同一品目の発生貨物量モデルと, 集中貨物量モデルにおいては, ほぼ同一値をとる, という知見を得た.

Estimation Method of Regional Freight Transport Generation/Attraction

By Hongzhi GUAN, Yasunori IIDA, Fumitaka KURAUCHI and Eiichi TANIGUCHI

ABSTRACT

In this study, the Box-Cox model, which automatically seeks the function type between dependent variable and independent variables, is applied to the estimation of freight transport generation/attraction. Freight transport generation and attraction are estimated separately. From the estimation result, it is found that Box-Cox model estimates is more precise than that of linear regression model. It is also found that the Box-Cox parameter that identifies the function type is varies from goods to goods, but is almost the same in freight transport generation and attraction if characteristics of goods are the same.