

科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成24年 6月 1日現在

機関番号：32619

研究種目：基盤研究（C）

研究期間：2009～2011

課題番号：21560559

研究課題名（和文）アプリアリ・セグメンテーションを可能とする潜在クラスモデルの開発

研究課題名（英文）A LATENT CLASS MODEL FOR A EXOGENOUS SEGMENTATION APPROACH

研究代表者 岩倉成志（IWAKURA SEIJI）
芝浦工業大学・工学部・教授

研究者番号：20223373

研究成果の概要（和文）：潜在クラスモデルを用いてアプリアリに選択行動モデルをセグメンテーションするための方法論を研究した。この方法は期待するパラメータ範囲の初期値を外生的に与えて、EM アルゴリズムによって各セグメントの尤度を最大化するモデルである。観光地の選択行動や列車選択の際の内装色彩の評価、地方部の交通機関選択行動のデータを取得し、提案したモデルの可能性や今後の課題を明らかにした。

研究成果の概要（英文）：This paper proposes an exogenous segmentation approach to some choice behavior models. This approach jointly determines the number of market segments in the travel population, assigns individuals probabilistically to each segment, and develops a distinct choice model for each segment group. The author proposes a stable and effective estimation approach for the endogenous segmentation model that combines an Expectation-Maximization algorithm with initial value setting. The exogenous segmentation model and other commonly used models in the travel demand field to capture systematic heterogeneity are estimated using some choice behavior datasets. The results show that the endogenous segmentation model using latent class model fits the data better and provides meaningfully more reasonable results compared to the other endogenous approaches.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2009年度	1,800,000	540,000	2,340,000
2010年度	1,200,000	360,000	1,560,000
2011年度	600,000	180,000	780,000
年度			
年度			
総計	3,600,000	1,080,000	4,680,000

研究分野：工学

科研費の分科・細目：土木工学・土木計画学・交通工学

キーワード：交通計画，マーケティング，消費者行動

1. 研究開始当初の背景

交通計画の研究分野では戦略的アプローチを行うためにマーケットセグメンテーション分析の重要性が訴えられ、旅客の選好の異質性を考慮したモデル研究が盛んに行われてきた。例えば、プロビットモデルに代表

される効用関数のパラメータを確率変数とするランダム係数モデルや、旅客のセグメンテーションへの所属確率とセグメンテーションごとの効用関数のパラメータを同時に推定する潜在クラスモデルなど、ベネフィットセグメンテーションが可能なモデル研究

の主流であった。数多くの研究成果が蓄積されているにも関わらず、実務では、デモグラフィックな属性に基づいてアプライオリなセグメントを行った後に効用関数を推定する方法が主流であり、それも性・年齢階層別といった比較的単純な分析に留まっている。

こうした簡単な分析に留まる理由を、分析者の技術的能力を主たる原因とするのは早計である。ランダム係数モデルは推定安定性や推計コストの問題¹⁾が存在し、通常の潜在クラスモデルは尤度最大化としてのセグメントごとの効用関数が推定できるが、そのセグメントの意味解釈を事後的にしか行えない。分析者が観測したいセグメンテーションは保証されないという問題が存在し、計画実務を行う分析者側から見れば、理論的には優れていても大変勝手の悪いモデルしか存在しない。結果的に意図したデモグラフィック属性で分類し、その効用関数の特性を分析した方が政策的インプリケーションを与えやすいということになる。分かりやすくはあるが、重要な示唆を与えることが少ないため、セグメンテーション分析が浸透しない悪循環にもなっている。

財源的、経営的にも厳しい状況下で行われる今後の交通計画は、戦略的なアプローチが必要であることは言を待たない。例えば、観光地政策では新規来訪者を如何に呼び込み、リピーターをどのようにして増やすかが重要な課題であり、潜在的な新規来訪者とリピーターの嗜好性の違いを科学的に捉える必要がある。また観光地への移動は、多少費用が高くても、高質なコンパートメントで家族や友人と語らえるのであればゆっくりと移動したいというニーズがあることはよく言われるが、効用関数を平均的に推定してしまえば、速く・安くであり、そのようにして大半の交通整備もなされてきた。道路渋滞の削減や環境改善のための公共交通整備にしても、転換可能なスイッチングコストの低いトリップメーカーを特定せずに、平均的な効用関数で需要予測をするために、期待する公共交通転換が起きないといった問題が発生している。平均的な旅客者像や単純なデモグラフィック属性分類で分析し、計画を行う現在の調査行為を改善する必要がある。

2. 研究の目的

申請者が予備的検討を実施しているアプライオリなセグメンテーションが可能な潜在クラスモデルを用いた離散選択モデルの一般化と実証研究を行う。現在は、セグメント数が2つに限られるため、a)複数セグメントに拡張する方法を検討する。また、b)この方法が、今後の交通計画に有用な情報を与えられるかを実証的に分析する。さらに、政策の効果を高めるためのターゲットを明確にす

るために、各セグメント属性を分析するメンバーシップ関数の変数群を検討する。c)既存のセグメンテーション手法と比較分析し、各方法の得失を明らかにする。なお、研究成果は毎年度国内外の学会で発表し、そこでの討議で得られた知見を本研究にフィードバックする。

3. 研究の方法

a)申請者が提案したアプライオリ・セグメンテーション潜在クラスモデルは、いくつかの注目したい効用関数パラメータ（例えば、所要時間や移動費用パラメータが大きい層と小さい層）を、全サンプル平均のパラメータ感度よりも大きい層と小さい層に分離するように初期パラメータとパラメータ推定値の設定範囲とを与えて潜在クラスモデルで推定する方法である。観光地選択モデルに適用し、統計的に有意にトライアル層とリピーター層を分離することが実証できている。しかし、セグメントをパラメータ平均値の大小関係の2つに分離するのみで、複数に分類することができていないため、これを可能とする方法を検討する。

b)交通計画での戦略的アプローチが有効と考える事例を対象に、アプライオリ・セグメンテーション潜在クラスモデルを適用し、その有効性を実証する。また、セグメントの所属確率を推定するメンバーシップ関数を推定する。分析対象は、①観光旅行者のトライアル層とリピーター層のセグメント、②観光トリップ時の移動空間の質への感度が高い層と低い層の分離（小田急ロマンスカー、JR九州幹線鉄道と高速バス旅行者）③地方都市における自動車から地方鉄道へ転換可能な層と自動車キャプティブ層の分離である。いずれの対象も交通計画上、喫緊の課題であり、かつマーケティング分析が有効な計画分野であると考えられる。観測したい効用関数をもつセグメントが推定された後、そのセグメントを構成する被験者の属性を見極め、ターゲットとするセグメントの所属層へアプローチすることで、マイクロトレンド市場を拡大したり、固定化した行動を変容させることができる。よって、メンバーシップ関数の変数群の構成を検討し、どのような変数群を予めアンケート票に組み込むべきかを研究する。

c)これまで数多くのセグメンテーション手法が提案されているが、構造化プロビットモデルや混合ロジットモデル等のランダム係数モデルやメンバーシップ関数推定後に効用関数を推定する手法、一般的な潜在クラスモデルなどと、本申請で提案する方法とを上記b)のデータを利用して比較検討し、各方法の得失を整理し、特に実務の交通計画へ与える情報量や操作性について言及する。

4. 研究成果

(1) 初期値依存型潜在クラスモデルの提案
以上から、本研究ではMF非推定モデルを改良して、ア prioriにセグメント分けが行える方法を提案する。

一般的な潜在クラスモデルであるMF非推定モデルを表した式が(1a)～(1e)である(17)。式(1a)は左辺のロジットモデルを右辺の潜在クラスモデルによって、セグメントごとに分けていることを表している。式(1b)はセグメント s の対数尤度関数を表したものである。これを最大化させる β_s を求めることで、セグメントごとの効用関数を推定する。式(1c)はセグメント s に所属する個人 n が選択機会 t に選択肢 i を選択する確率を表している。式(1d)は個人 n がセグメント s に所属する確率を表している。式(1e)はセグメント s の構成比を表している。

これを Newton-Raphson 法を用いて効用関数と構成比を同時に推定しようとすると、尤度関数は複雑になり、解が収束しにくいことが既往研究から明らかになっているため、一般的に、潜在クラスモデルの推定には、EM-Algorithm が用いられる。潜在クラスモデルにおいては、まず個人の各セグメントへの所属確率をランダムな値を初期値として与える。次にランダムに与えた所属確率を式(1b)と式(1e)に代入することで、セグメントごとの効用関数と構成比を求める (M-Step)。その結果を式(1d)に代入することで、個人のセグメントへの所属確率を求める (E-Step)。これを、尤度の改善が見られなくなるまで行うことで、セグメントごとの効用関数と構成比、個人の各セグメントへの所属確率の真値を求める。

$$P_m(i|\pi, \beta) = \sum_{s=1}^S \pi_s \cdot P_m(i|\beta_s) \quad (1a)$$

$$L_s = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{T_n} \sum_{i=1}^I \{p_n(s) \cdot y_m(i) \cdot \ln P_m(i|\beta_s)\} \quad (1b)$$

$$P_m(i|\beta_s) = \frac{\exp(\beta_s X_{mi})}{\sum_{j=1}^J \exp(\beta_s X_{mj})} \quad (1c)$$

$$p_n(s) = \frac{\prod_{t=1}^{T_n} \prod_{i=1}^I P_m(i|\beta_s)^{y_m(i)} \pi_s}{\sum_{m=1}^S \prod_{t=1}^{T_n} \prod_{i=1}^I P_m(i|\beta_u)^{y_m(i)} \pi_u} \quad (1d)$$

$$\pi_s = \frac{\sum_{n=1}^N p_n(s)}{N} \quad (1e)$$

但し、 $\pi = [\pi_1, \dots, \pi_s]$ 、 $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_s]$

$$\sum_{s=1}^S \pi_s = 1, \quad \pi_s \geq 0$$

$y_m(i)$: 個人 n が選択機会 t に選択肢 i を選択した結果

N : 全サンプル数

β : 未知パラメータ

X : 説明変数

このままでは、ア prioriなセグメント分けを行うことができず、観光客をトライアル層とリピート層に分けることができない。そこで、本研究では分析者が意図したとおりに分析対象者をセグメンテーションする方法として、「初期値条件依存型潜在クラスモデル (以下、初期値依存モデル)」を提案する。

初期値依存モデルは、セグメントごとの効用関数の初期パラメータにあらかじめ各セグメントの特徴をある程度表現した値を設定し、セグメントの構成比の期待値を事前に与えて、パラメータ推定を行う方法である。それによって求められる個人の各セグメントへの所属確率はあらかじめ定めた各セグメントの特徴に基づいたものとなる。この所属確率をもとに、推定する各セグメントのパラメータと構成比は、初期値として与えた各セグメントのパラメータと構成比よりも正しくセグメントの特徴を表したのものとなる。その各セグメントのパラメータと構成比を用いて所属確率を求めると、先ほど求めた所属確率よりも正しくセグメントの特徴を表したのものとなる。この一連の作業を尤度の改善が見られなくなるまで行うことで、分析者があらかじめ定めたセグメントの特徴を反映させたセグメント分けが行える潜在クラスモデルとなる。初期値依存モデルは、EM-Algorithm の手順を変更することでア prioriなセグメント分けを可能にする方法である。

この方法は、初期値として与える各セグメントのパラメータがあらかじめ定めたセグメントの特徴をある程度表している必要がある。セグメントごとのパラメータを生成する方法として、ロジットモデルの推定結果から初期値を作成する方法を提案する。この方法では、まず各セグメントに各パラメータの感度を仮定する。次にロジットモデルによるパラメータ推定を行うことで、パラメータ基準値を求める。そして、感度が大きいと仮定したパラメータについてはパラメータ基準値に1以上の定数を乗じたものを初期値とし、感度が小さいと仮定したパラメータについてはパラメータ基準値に1以下の正の定数を乗じたものを初期値とする。これを全てのパラメータについて設定することで、初期値である各セグメントのパラメータを生成する。

(2) 観光旅行者のトライアル層とリピート層のセグメント

提案した初期値条件依存型潜在クラスモデルでは、あらかじめ各セグメントに各パラメータの感度を仮定する必要がある。そこで、本稿ではトライアル層とリピート層について表-1のとおり仮定を設けることにした。なお、表-1において感度が空欄になってい

表-1 セグメントの仮定と初期値生成の定数

	トライアル層		リピート層	
	感度	定数	感度	定数
観光地魅力力度	小	0.9	大	1.1
LOS:移動費用	小	0.9	大	1.1
LOS:移動時間		1.0		1.0
LOS:移動時間変化	大	1.1	小	0.9
リピート間隔	小	0.9	大	1.1
リピート回数	小	0.9	大	1.1
12ヶ月後リピートダミー	小	0.9	大	1.1
海外旅行ダミー		1.0		1.0

る箇所は感度の仮定を設けないことを示している。

観光地魅力力度でリピート層の感度が大きいと仮定したのは、リピート層は魅力的な観光地を何度も訪れると考えたためである。LOS:移動費用でトライアル層の感度が小さいと仮定したのは、トライアル層は様々な観光地を訪れるため、その中には移動費用が高い観光地も訪れることがあると考えたためである。LOS:移動時間変化でリピート層の感度が小さいと仮定したのは、リピート層は移動時間短縮とは関係なく同じ観光地を何度も訪れるためである。リピート間隔・回数、12ヶ月後リピートダミーでリピート層の感度が大きいと仮定したのは、リピート層は短期間に多くリピート行動を行うためである。

また、初期値生成の際に基準値に乗じる定数は、感度が大きい場合には1.1、感度が小さい場合には0.9、感度仮定を設けていない場合には1.0とした。

初期値条件依存型潜在クラスモデルによって観光地選択行動モデルを構築した結果が表-2である。なお、ロジットモデルやアポステリオリ潜在クラスモデルと同様に調査対象期間中の旅行回数が2~10回の258人を対象に分析を行った。

表-2 アプリオリ潜在クラスモデル分析結果

セグメント		トライアル層	リピート層
EM回数		7回	
構成比		0.5348	0.4652
パラメータ	観光地魅力力度	3.84E-01 (6.13)	3.37E-01 (6.61)
	LOS:移動費用	-8.29E-05 (-12.82)	-8.93E-06 (-1.51)
	LOS:移動時間	-3.68E-03 (-4.55)	-3.89E-03 (-4.35)
	LOS:移動時間変化	-2.26E-02 (-4.12)	-5.63E-03 (-0.97)
	リピート間隔	3.34E-03 (0.60)	4.90E-02 (12.46)
	リピート回数	8.38E-01 (16.17)	9.96E-01 (18.82)
	12ヶ月後リピートダミー	1.04E+00 (7.03)	2.71E+00 (21.17)
適合度	個別	初期尤度	-2611.34
		最終尤度	-2032.96
		尤度比	0.221
	全体	初期尤度	-4974.07
		最終尤度	-3611.49
尤度比	0.274		
的中率	0.318		

但し、カッコ内はt値

この結果から、各パラメータの符号やt値、尤度比、的中率は概ね良好な結果が得られた。尤度比と的中率はアポステリオリ潜在クラスモデルより低下しているが、通常の潜在クラスモデルは尤度の最大化に従ってセグメントごとの効用関数を推定する手法であるため、当然の結果であると言える。

c) セグメント分けの検証結果

表-2のパラメータを用いて生存時間解析とログランク検定を行った結果が図-1である。この結果から、リピート層と推定された分析対象者の方が短期間に多くリピート行動を行っていることがわかる。また、ログランク検定の結果を見ても、その差は統計的に十分に有意であることがわかる。このことから、表-1のパラメータは分析対象者を正しくトライアル層とリピート層に分けることができたとと言える。



図-1 初期値依存モデル分析結果を用いた生存時間解析とログランク検定の結果

(3) 観光トリップ時の移動空間の質への感度が高い層と低い層の分離

一般的なオーダードロジットモデルを構築する際、段階的な対比較データを利用して選択行動を表現する。しかし、本研究で得られたデータは複数の画像それぞれに対する段階評価のデータである。そこでDavid A. Hensher が考案したグループデータを利用したオーダードロジットモデルを応用する。

本研究において、スライド評価実験から得られる段階評価のデータは複数画像に対するもの、かつ複数被験者によるものとなる。スライド評価実験では、画像を26枚提示し、被験者一人あたり段階評価のデータを26種類得ている。したがって、画像mから受ける快適さを X_m としたとき、画像mから刺激を受けた個人iが、快適度jを選ぶ確率は式(2a)および(2b)で表現される。

$$\Lambda(t) = \frac{\exp(t)}{1 - \exp(t)}$$

$$prob(y_i = j | pict = m)$$

$$= \Lambda\left(\frac{\mu_j - X_m}{\tau_m}\right) - \Lambda\left(\frac{\mu_{j-1} - X_m}{\tau_m}\right) \quad (2a)$$

$y_i: pict m$ に対する個人iの選択した色彩
快適度 ($y_i=1\sim7$) $\mu_j: 閾値$

$\tau_m: pict m$ におけるスケールファクタ

X_m : pict m に対する評価値【見た目の快適さ】

$$X_m = \alpha_r R_m + \alpha_g G_m + \alpha_y Y_m + \alpha_b B_m + \alpha_n N_m + \alpha_{po} Po_m + \alpha_{ne} Ne_m + const. \quad (2b)$$

X : pict m に対する評価値【見た目の快適さ】

N : 色彩数

R, G, Y, B : 赤, 緑, 黄, 青それぞれの反対色成分

Po : 取得画像ダミー変数

Ne : 海外車両座席ダミー変数

αi : 各パラメータ

式(2a)におけるスケールファクタ τ_m は、車内画像に依存しており、各車両ごとに閾値が変化することが考えられ、それを補正するためにスケールファクタ τ_m を式(2c)のように構造化した。

$$\tau_m = \exp(\beta_r R_m + \beta_g G_m + \beta_y Y_m + \beta_b B_m + \beta_n N_m + \beta_{po} Po_m + \beta_{ne} Ne_m + const.) \quad (2c)$$

τ_m : pict m におけるスケールファクタ

N : 色彩数

R, G, Y, B : 赤, 緑, 黄, 青の反対色成分

Po : 取得画像ダミー変数

Ne : 海外車両座席ダミー変数

βi : パラメータ

スライド評価実験において、合成画像の評価が撮影画像の評価よりも概ね低く、海外車両のTGV・ICEの座席を用いた合成画像では顕著だった。これは合成画像の違和感を被験者が感じ取ったためであると考えられる。これらを補正するため、2種類のダミー変数 (Po , Ne) を導入している。評価対象となる画像が撮影画像の場合は Po を、合成画像のうち座席に海外車両 (TGV・ICE) を組み込んでいる場合は Ne をそれぞれ導入することとした。

式(2a)に組み込む閾値は、各画像の色彩に対する快適度評価の境界となる値である。 μ_0 , μ_7 は、理論上無限大の値をとるが、演算上十分に無限大とし得る値を一義的に定め、推定を行っている。

上述の方法論を用いて、色彩快適度関数の構築を行った。パラメータの推定には数値計算ソフトGAUSSを用いる。

表-3はパラメータの推定結果を示したものである。色彩快適度関数 X_m 内のパラメータの値を見ると、反対色理論によるR, B値が大きく、G, Y値の小さい画像が、より評価が高くなるパラメータが算出結果となった。Y値, B値のパラメータに関しては t 値が低い。

このパラメータ推定結果を用いて、色彩快適度関数から各画像の評価の分布を推定することができ、その結果の一部を表-4に示す。算出した選択確率をスライド評価実験の被験者数である44に乗じることで、表中の網掛け部の推定値を算出した。実測値との相関係数は0.86となり、高い精度で評価分布を推定するこのできるモデルとなった。小田急ロマンスカーの車両のみのデータを見ると、相関係数は0.83となる。

表-3 色彩快適度関数のパラメータ推定結果

X_m について		τ_m について		閾値について	
変数	パラメータ	変数	パラメータ	閾値	値
R_m	44.56 (3.08)	R_m	0.40 (0.01)	μ_0	-10
G_m	-35.25 (-3.33)	G_m	-4.90 (-1.33)	μ_1	-4.59 (-4.43)
Y_m	-89.87 (-1.22)	Y_m	-45.53 (-1.28)	μ_2	-2.42 (-3.87)
B_m	33.43 (0.92)	B_m	35.75 (1.77)	μ_3	-1.19 (-2.60)
N_m	0.05 (0.86)	N_m	-0.02 (-0.54)	μ_4	-0.24 (-0.23)
Po_m	0.29 (1.91)	Po_m	0.14 (1.72)	μ_5	0.80 (1.95)
Ne_m	-0.95 (-3.69)	Ne_m	0.36 (4.06)	μ_6	2.24 (3.75)
尤度比		0.468		μ_7	10
サンプル数		1144			

表-4 色彩快適度関数による評価分布の推定結果

(単位: 人)

画像	大変悪い	悪い	やや悪い	普通	やや良い	良い	大変良い	色彩快適度平均値	
	1	2	3	4	5	6	7		
VSE	実測値	0	1	8	14	11	7	3	4.5
	推定値	0	2	5	8	11	11	6	5.0
MSE	実測値	0	2	6	7	17	9	3	4.8
	推定値	0	3	6	9	11	10	4	4.7
RSE	実測値	1	4	12	11	11	4	1	4.0
	推定値	1	4	9	11	10	7	2	4.3
EXE	実測値	0	1	3	5	8	17	10	5.5
	推定値	0	2	5	8	11	11	6	4.9
800_2	実測値	1	6	10	11	8	6	2	4.0
	推定値	1	6	10	10	9	6	2	4.0
N800_1	実測値	1	2	4	14	11	10	2	4.6
	推定値	1	4	8	9	10	8	3	4.4

(4) 地方都市における自動車から地方鉄道へ転換可能な層と自動車キャプティブ層の分離

2010年に独自に行った「ひたちなか海浜鉄道に関するアンケート調査」のトリップデータを用いて、「ひたちなか海浜鉄道湊線」沿線を対象とした交通機関選択モデルを構築する。同線沿線でもモータリゼーションが進展し、鉄道が利用されていない状況にある。

アンケートの結果より「選択実績」, 「個人属性」, 「LOS」のデータを作成し、非集計ロジットモデルの構築を行った。また、本研究では自動車と鉄道の2肢選択と自動車の選択肢を「自分で運転」と「送迎してもらう」のふたつに分けた3肢選択の2種類のモデルを構築し、推定結果にどのような結果がでるの

かを確認した。3 肢選択の免許の有無のパラメータの値が非常に大きい。このことから、「免許を所持していれば自動車を選択する」という固定的な選択をしていることが推測できる。

以上の結果から、免許を所持している人が固定的に自動車を固定的に利用していることが推測できたため、固定的利用を表現できる PLC モデルを先のデータを用いて構築した。推定結果を表-5 に示す。

表-5 PLC 交通機関選択モデルの推定結果

		PLC
	所要時間(分)	0.504(0.005)
	費用(円)	-0.0181(-0.0004)
	定数項(鉄道)	-1.83(-0.00009)
	定数項(送迎)	-2.23(-0.0003)
固定的利用を表現する変数	免許の有無	4.72(9.63)
	10代ダミー(鉄道)	2.01(1.89)
	60代ダミー(鉄道)	1.90(2.49)
	70代ダミー(鉄道)	2.70(3.37)
	80代ダミー(鉄道)	-12.4(-0.018)
	10代ダミー(送迎)	3.84(3.84)
	60代ダミー(送迎)	2.52(3.44)
	70代ダミー(送迎)	2.93(3.60)
80代ダミー(送迎)	2.46(2.13)	
	尤度比	0.65
	サンプル数	244

所要時間や費用の t 値が低いのに対して、免許の有無や各年齢のダミーの t 値は高く、有意であることがわかる。この結果から、地方部では移動手段を選択する際に、各移動手段のサービス水準はほとんど考慮せずに、各個人属性に依存してしまっているということがうかがえる。

(5) 今後の課題

2セグメントのアプリオリ・セグメンテーションを査読付き論文に投稿したところ、理論上の問題点の指摘を受けており、現時点ではこれを十分克服できておらず、現在も検討中である。このため、ロマンスカーや九州新幹線つばめの移動空間の質評価に関する大規模アンケートや、地方鉄道の交通機関選択データの収集を先行し、異質性を評価可能なオーダーモデルの開発や、PLC モデルによる地方部の交通機関選択モデルの開発を行い、セグメンテーション技術の有用性の確認を行うとともに、今後研究を継続する潜在クラスモデルによるアプリオリ・セグメンテーション技術との比較考察が可能なモデルの構築を進めた。理論上の問題を克服した後、上記データを活用してモデル化を今後進める。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計2件)

- ① 秋山岳・岩倉成志, 優等列車の車内デザインを考慮した旅客需要の分析手法—小田急ロマンスカーを対象に—, 土木学会論文集D1, 査読有, 修正後掲載.
- ② 岩倉成志, 東京圏の都市鉄道計画におけ

る構造化プロビットモデル, オペレーションズ・リサーチ, Vol. 55, No. 3, pp. 159-163, 2010. 3

[学会発表] (計6件)

- ① 根峯有理, 岩倉成志: 地方鉄道の便益計測手法に関する基礎的考察—ひたちなか海浜鉄道湊線を対象に—, 第44回土木計画学研究・講演集, CD-ROM, 2011. 11
- ② 秋山岳, 岩倉成志: 優等列車の内装デザインが旅客需要に及ぼす影響の分析手法—小田急ロマンスカーを対象に—, 第66回土木学会年次学術講演会概要集CD-ROM, 2011年9月
- ③ Michie MASUBUCHI, Seiji IWAKURA: Design Strategy for Interior Space in High Speed Rail—A Case Study of the Kyushu Shinkansen Tsubame, Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 8, J-Stage, 2011. 6
- ④ 秋山岳, 一木理乃, 岩倉成志: 色彩値の序数的効用への変換技術に関する研究—九州新幹線つばめの内装を対象に—, 第65回土木学会年次学術講演会概要集CD-ROM(2010)IV-178, 2010年9月
- ⑤ 佐藤宏紀・増淵迪恵・岩倉成志: 高質な鉄道車両デザインの効用計測に関する研究—小田急ロマンスカーを対象に—, 第16回鉄道技術連合シンポジウム講演論文集, pp. 749-752, 2009. 12
- ⑥ 佐藤宏紀・増淵迪恵・岩倉成志: 高質な鉄道車両デザインの旅客需要への影響に関する研究—小田急ロマンスカーを対象に—, 土木学会第64回年次学術講演集, CD-ROM, IV, 2009. 11

[図書] (計0件)

[産業財産権]

○出願状況 (計0件)

○取得状況 (計0件)

[その他]

なし

6. 研究組織

- (1) 研究代表者 岩倉成志 (IWAKURA SEIJI)
芝浦工業大学・工学部・教授
研究者番号: 20223373