

行動モデルの基礎

愛媛大学 倉内慎也
kurauchi@cee.ehime-u.ac.jp

プレゼンの概要

代表的な行動モデル

- ランダム効用最大化 (RUM: Random Utility Maximization) モデル
 - ◆ ロジットモデル, プロビットモデル
 - ◆ ミックストロジットモデル

RUMモデルの改良・拡張に向けて

- 個別属性の評価: 交通費用に着目
 - ◆ 線形効用関数における暗黙の仮定
 - ◆ 反例と代替理論

合理的選択と効用最大化

3

合理的選択 (rational choice)

ある条件下で目的を最も達成できるような選択⇒

再帰性/完全性: {車, 鉄道} → (車 ≧ 鉄道) and/or (鉄道 ≧ 車)

推移性: (車 > バス) and (バス > 鉄道) ⇔ (車 > 鉄道)

複数の選択肢を**選好(望ましさ)**の順に並べることができる

例) {A, B, C, D, E}

(A > B), (B > C), (C > D), (D > E), (C > E) 再帰性/完全性

(A > B > C > E > D) 推移性

連続性



効用 (utility)

効用最大化 (utility maximization)

「人は最大の効用を与える選択肢を選ぶ」

Aさん: 車を選択 ⇔ $U(\text{車}) > U(\text{バス}), U(\text{鉄道})$

ランダム効用(1)

4

効用を構成する要因 <例> 交通手段選択 (自動車, バス, 鉄道)

- ✓ 代替案の属性: 料金, 所要時間, 乗換え回数 etc.
- ✓ 個人属性: 性別, 年齢, 免許の有無 etc.
- ✓ トリップ属性: トリップ目的, 時間帯 etc.

パラメータ β : 属性の重要度を表す (嗜好: taste)

$$\begin{aligned} U(\text{car}) &= \beta_1 + \beta_3 * \text{time}_{\text{car}} + \beta_4 * \text{cost}_{\text{car}} + \beta_5 * \text{carown} + \epsilon_{\text{car}} \\ U(\text{bus}) &= \beta_2 + \beta_3 * \text{time}_{\text{bus}} + \beta_4 * \text{cost}_{\text{bus}} + \beta_6 * \text{age60} + \epsilon_{\text{bus}} \\ U(\text{rail}) &= \beta_3 * \text{time}_{\text{rail}} + \beta_4 * \text{cost}_{\text{rail}} + \epsilon_{\text{rail}} \end{aligned}$$

確定項 (V)
(systematic component)

誤差項
(error component)

分析者にとって意思決定者のもつ真の効用は不明
→ ランダム (誤差) 項を用いて効用を確率的に表す

ランダム効用(2)

5

誤差項に含まれるもの

- ✓ **非観測属性**: 快適性, 移動の自由度etc.
- ✓ **測定誤差**: 駅までのアクセス時間etc.
- ✓ **情報の不完全性**: 認知所要時間と実際の所要時間のずれetc.
- ✓ **Instrumental (proxy) variables**: 「快適性」の代わりに「座席数」を代理変数として用いたときの差異etc.
- ✓ **異質性**: 所要時間や費用の重み(効用パラメータ)の個人差etc.
- ✓ **効用最大化以外の意思決定ルールによる影響**: 所要時間や費用の重み(効用パラメータ)の個人差etc.

誤差項の分布とモデル(1)

6

$$U(car) = V_{car} + \varepsilon_{car}$$

$$U(rail) = V_{rail} + \varepsilon_{rail}$$

誤差項は確率的に変動

→分析者から見て効用が最大となる選択肢は確率的

→分析者から見た意思決定者の選択行動は確率的

$$choice = car \Leftrightarrow U(car) > U(rail)$$

$$\Leftrightarrow V_{car} + \varepsilon_{car} > V_{rail} + \varepsilon_{rail}$$

$$\Leftrightarrow \varepsilon_{rail} - \varepsilon_{car} < V_{car} - V_{rail}$$

$$\Leftrightarrow \varepsilon < V$$

$$Pr ob(choice = car) = Pr ob(\varepsilon < V)$$

$$= F_{\varepsilon}(V)$$

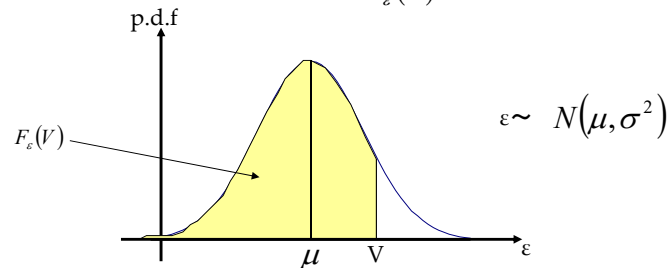
累積分布関数

誤差項の分布とモデル(2)

7

$$Pr ob(choice = car) = Pr ob(\varepsilon < V)$$

$$= F_{\varepsilon}(V)$$



選択確率はεとVに依存

誤差項の分布とモデル(3)

8

$$U(car) = \beta X_{car} + \varepsilon_{car}$$

$$U(bus) = \beta X_{bus} + \varepsilon_{bus}$$

$$U(rail) = \beta X_{rail} + \varepsilon_{bus}$$

εの分布形は?

ε ~ IIDガンベル分布

→ 多項ロジットモデル

ε ~ 一般化極値(GEV)分布

→ GEVモデル

(NL, PCL, CNL, GNL等)

ε ~ 多変量正規分布

→ 多項プロビットモデル

ε ~ GEVと正規分布などの合成分布

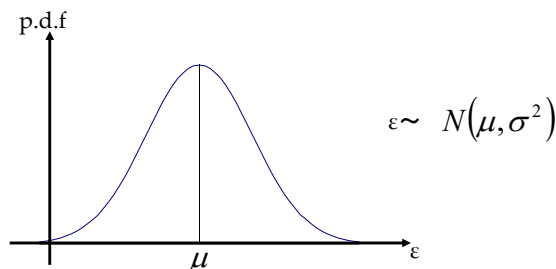
→ ミックストロジットモデル

多項プロビット (MNP; Multinomial Probit) モデル (1) ⁹

$$U(car) = \beta X_{car} + \varepsilon_{car}$$

$$U(bus) = \beta X_{bus} + \varepsilon_{bus} \quad \varepsilon \sim \text{多変量正規分布}$$

$$U(rail) = \beta X_{rail} + \varepsilon_{bus}$$



ε が非常に多くの要因を含む
 → 中心極限定理より分布の正規性は意味あり

多項プロビット (MNP; Multinomial Probit) モデル (2) ¹⁰

$$U(car) = \beta X_{car} + \varepsilon_{car}$$

$$U(bus) = \beta X_{bus} + \varepsilon_{bus} \quad \varepsilon \sim \text{多変量正規分布}$$

$$U(rail) = \beta X_{rail} + \varepsilon_{bus}$$

$$\begin{aligned} U(car) &= \beta X_{car} + \theta_{car} \varepsilon_{delay} + \varepsilon_{car,other} \\ U(bus) &= \beta X_{bus} + \theta_{bus} \varepsilon_{delay} + \omega_{bus} \varepsilon_{access} + \varepsilon_{bus,other} \\ U(rail) &= \beta X_{rail} + \omega_{rail} \varepsilon_{access} + \varepsilon_{rail,other} \end{aligned} \rightarrow \text{Cov}(U) = \begin{bmatrix} \sigma_{car}^2 & \sigma_{car,bus} & \sigma_{car,rail} \\ \sigma_{car,bus} & \sigma_{bus}^2 & \sigma_{bus,rail} \\ \sigma_{car,rail} & \sigma_{bus,rail} & \sigma_{rail}^2 \end{bmatrix}$$

ε は互いに分散が異なり相関も持つ
 → 多変量正規分布は最も一般的

多項プロビット (MNP; Multinomial Probit) モデル (3) ¹¹

$$U(car) = \beta X_{car} + \varepsilon_{car}$$

$$U(bus) = \beta X_{bus} + \varepsilon_{bus} \quad \varepsilon \sim \text{多変量正規分布}$$

$$U(rail) = \beta X_{rail} + \varepsilon_{bus}$$

$$P(i) = \int_{\varepsilon_1=-\infty}^{\varepsilon_i+V_i-\varepsilon_1} \cdots \int_{\varepsilon_i=-\infty}^{\infty} \cdots \int_{\varepsilon_j=-\infty}^{\varepsilon_i+V_i-\varepsilon_j} \phi(\varepsilon) d\varepsilon_j \cdots d\varepsilon_1$$

$$\phi(\varepsilon) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^{J-1} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \varepsilon \Sigma^{-1} \varepsilon'\right)$$

Open-formのため計算コストが高い

多項ロジット (MNL; Multinomial Logit) モデル (1) ¹²

$$U(car) = \beta X_{car} + \varepsilon_{car}$$

$$U(bus) = \beta X_{bus} + \varepsilon_{bus} \quad \varepsilon \sim \text{I.I.D.ガンベル分布}$$

$$U(rail) = \beta X_{rail} + \varepsilon_{bus}$$

独立で同一の分散をもつ
 Independently and Identically Distributed

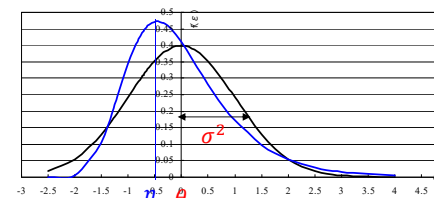


図2.1 正規分布とガンベル分布の確率密度関数

$$\varepsilon \sim N(\theta, \sigma^2)$$

$$\varepsilon \sim G(\eta, \mu)$$

μ : スケールパラメータ

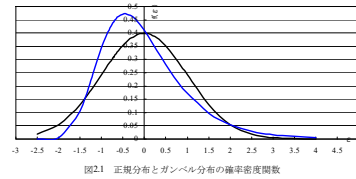
$$V(\varepsilon) = \frac{\pi^2}{6\mu^2}$$

$$f(\varepsilon) = \mu \exp\{-\mu(\varepsilon - \eta)\} \cdot \exp[-\exp\{-\mu(\varepsilon - \eta)\}]$$

$$F(\varepsilon) = \exp[-\exp\{-\mu(\varepsilon - \eta)\}]$$

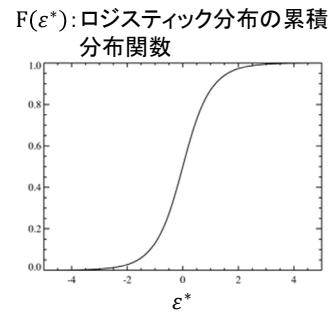
□ ガンベル分布の特徴

1. **正規分布とよく似ている**
中心極限定理より誤差分布の正規性は理にかなっている



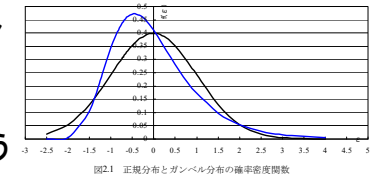
2. 独立で**同一の分散**をもつ2つのガンベル分布に従う変数の差はロジスティック分布に従う

$$\begin{aligned} \varepsilon_1 &\sim G(\eta_1, \mu), \varepsilon_2 \sim G(\eta_2, \mu) \\ \Rightarrow \varepsilon_1 - \varepsilon_2 &= \varepsilon^* \sim \text{ロジスティック} \\ F(\varepsilon^*) &= \frac{1}{1 + \exp\{\mu(\eta_2 - \eta_1 - \varepsilon^*)\}} \end{aligned}$$

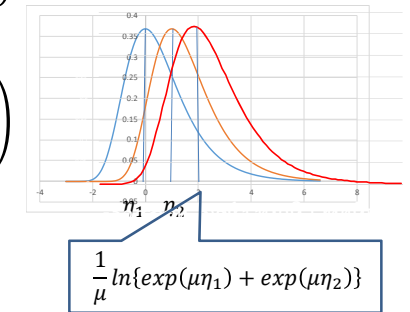


□ ガンベル分布の特徴

3. 独立で**同一の分散**をもつガンベル分布に従ういくつかの変数の最大値の分布 (極値分布) もまたガンベル分布に従う



$$\begin{aligned} \varepsilon_1 &\sim G(\eta_1, \mu), \dots, \varepsilon_J \sim G(\eta_J, \mu) \\ \Rightarrow \max(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_J) &\sim G\left(\frac{1}{\mu} \ln \sum_j \exp(\mu \eta_j), \mu\right) \end{aligned}$$



□ MNLモデルの導出

$$\begin{aligned} U_n(C) &= V_n(C) + \varepsilon_n(C) & \varepsilon_n(*) &\sim G(0, \mu) \\ U_n(B) &= V_n(B) + \varepsilon_n(B) & \downarrow & \\ U_n(R) &= V_n(R) + \varepsilon_n(R) & U_n(*) &\sim G(V_n(*), \mu) \end{aligned}$$

nさんが(car, bus, rail) からcarを選択
 $\Rightarrow U_n(C) > U_n(B) \ \& \ U_n(C) > U_n(R)$
 $\Rightarrow U_n(C) > \max(U_n(B), U_n(R))$

3より,
 $\max(U_n(B), U_n(R)) \sim G\left(\frac{1}{\mu} \ln\{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\}, \mu\right)$

$V_n(C) + \varepsilon_n(C) > \frac{1}{\mu} \ln\{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\} + \varepsilon_n^*$
 $\varepsilon_n^* - \varepsilon_n(C) < V_n(C) - \frac{1}{\mu} \ln\{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\}$

□ MNLモデルの導出

$$\begin{aligned} U_n(C) &= V_n(C) + \varepsilon_n(C) & \varepsilon_n(*) &\sim G(0, \mu) \\ U_n(B) &= V_n(B) + \varepsilon_n(B) & \downarrow & \\ U_n(R) &= V_n(R) + \varepsilon_n(R) & U_n(*) &\sim G(V_n(*), \mu) \end{aligned}$$

$\varepsilon_n^* - \varepsilon_n(C) < V_n(C) - \frac{1}{\mu} \ln\{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\}$

$\varepsilon_n^* \sim G(0, \mu), \varepsilon_n(C) \sim G(0, \mu)$
 2より,

$\varepsilon_n^* - \varepsilon_n(C)$ はスケールパラメータ μ のロジスティック分布
 $P_n(C) = F_{\varepsilon_n^* - \varepsilon_n(C)}$

$$= \frac{1}{1 + \exp\left\{\mu \left(\frac{1}{\mu} \ln\{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\} - V_n(C)\right)\right\}}$$

□ MNLモデルの導出

$$\begin{aligned}
 U_n(C) &= V_n(C) + \varepsilon_n(C) & \varepsilon_n(*) &\sim G(0, \mu) \\
 U_n(B) &= V_n(B) + \varepsilon_n(B) & & \downarrow \\
 U_n(R) &= V_n(R) + \varepsilon_n(R) & U_n(*) &\sim G(V_n(*), \mu)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P_n(C) &= \frac{1}{1 + \exp\left\{\mu\left(\frac{1}{\mu}\ln\{ \exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\} - V_n(C)\right)\right\}} \\
 &= \frac{1}{1 + \exp\{\ln\{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))\} - \mu V_n(C)\}} \\
 &= \frac{1}{1 + \frac{\exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))}{\exp(\mu V_n(C))}} \\
 &= \frac{\exp(\mu V_n(C))}{\exp(\mu V_n(C)) + \exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))}
 \end{aligned}$$

□ MNLモデルの導出

$$\begin{aligned}
 U_n(C) &= V_n(C) + \varepsilon_n(C) \\
 U_n(B) &= V_n(B) + \varepsilon_n(B) & \varepsilon_n(*) &\sim G(0, \mu) \\
 U_n(R) &= V_n(R) + \varepsilon_n(R)
 \end{aligned}$$

$$P_n(C) = \frac{\exp(\mu V_n(C))}{\exp(\mu V_n(C)) + \exp(\mu V_n(B)) + \exp(\mu V_n(R))}$$

一般に,

$$P_n(i) = \frac{\exp(\mu V_n(i))}{\sum_j \exp(\mu V_n(j))} \quad \text{シェア型モデル}$$

多項ロジットモデルと多項プロビットモデル ¹⁹

$$\begin{aligned}
 U(car) &= V_{car} + \varepsilon_{car} \\
 U(bus) &= V_{bus} + \varepsilon_{bus} \\
 U(rail) &= V_{rail} + \varepsilon_{bus}
 \end{aligned}$$

多項ロジットモデル

- ◆ closed-formであるため計算が容易
- ◆ 便益計算が簡便

$$P(i) = \frac{\exp(\mu V_i)}{\sum_{j \in C} \exp(\mu V_j)}$$

多項プロビットモデル

- ◆ 中心極限定理より誤差項の仮定は尤もらしい
- ◆ open-formであるため計算負荷が大きい (J-1重積分)

$$\begin{aligned}
 P(i) &= \int_{\varepsilon_1=-\infty}^{\varepsilon_1+V_i-\varepsilon_1} \dots \int_{\varepsilon_j=-\infty}^{\infty} \dots \int_{\varepsilon_j=-\infty}^{\varepsilon_j+V_i-\varepsilon_j} \phi(\varepsilon) d\varepsilon_j \dots d\varepsilon_1 \\
 \phi(\varepsilon) &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^{J-1} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \varepsilon \Sigma^{-1} \varepsilon'\right)
 \end{aligned}$$

ロジットモデルのIIA特性がもたらす問題 ²⁰

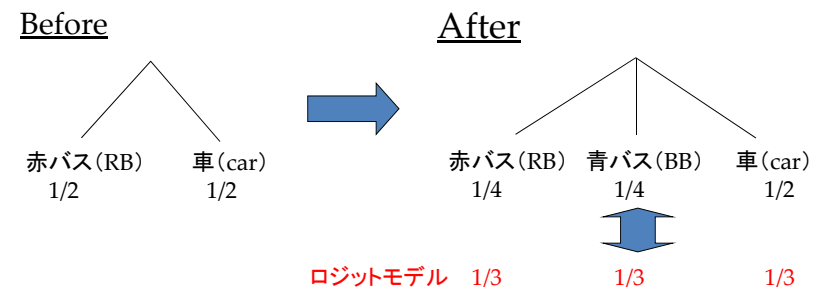
$$P(car|car, RB) = \frac{\exp(V_{car})}{\exp(V_{car}) + \exp(V_{RB})}$$

$$\frac{P(car|car, RB)}{P(RB|car, RB)} = \frac{\exp(V_{car})}{\exp(V_{RB})} = \frac{P(car|car, RB, BB)}{P(RB|car, RB, BB)}$$

無関係な選択肢からの選択確率の独立

(Independence from Irrelevant Alternatives)

車と赤バスの選択確率の比 $\frac{P(car)}{P(RB)}$ は青バスの存在に依存せず常に同一



ミックスロジット(MMNL)モデル(1)

プロビットモデルの柔軟な誤差構造

$$\begin{aligned}
 U_{car} &= \beta X_{car} + \eta_{car} + v_{car} \\
 U_{bus} &= \beta X_{bus} + \eta_{bus} + v_{bus} \\
 U_{rail} &= \beta X_{rail} + \eta_{rail} + v_{rail}
 \end{aligned}$$

ロジットモデルの操作性

プロビットタイプのフレキシブルな誤差項

IIDガンベル分布

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} \sigma_{car}^2 & \sigma_{car,bus} & \sigma_{car,rail} \\ \sigma_{car,bus} & \sigma_{bus}^2 & \sigma_{bus,rail} \\ \sigma_{car,rail} & \sigma_{bus,rail} & \sigma_{rail}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

ミックスロジット(MMNL)モデル(2)

$$\begin{aligned}
 U_{car} &= \beta X_{car} + \eta_{car} + v_{car} \\
 U_{bus} &= \beta X_{bus} + \eta_{bus} + v_{bus} \\
 U_{rail} &= \beta X_{rail} + \eta_{rail} + v_{rail}
 \end{aligned}$$

ロジットモデルの操作性

IIDガンベル分布

$$\Lambda(car|\eta) = \frac{e^{\beta X_{car} + \eta_{car}}}{e^{\beta X_{car} + \eta_{car}} + e^{\beta X_{bus} + \eta_{bus}} + e^{\beta X_{rail} + \eta_{rail}}}$$

$$P(car) = \iiint_{\eta} \Lambda(car|\eta) f(\eta) d\eta$$

ηはunknown

ミックスロジット(MMNL)モデル(3)

$$P(car) = \iiint_{\eta} \Lambda(car|\eta) f(\eta) d\eta$$

open-form → どうやって推定?

シミュレーション法

$$\hat{P}(car) = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \frac{e^{\beta X_{car} + \eta_{car}^d}}{e^{\beta X_{car} + \eta_{car}^d} + e^{\beta X_{bus} + \eta_{bus}^d} + e^{\beta X_{rail} + \eta_{rail}^d}}$$

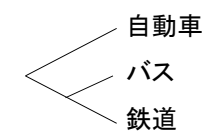
- Step1: 分布f(η)に従う乱数ηを発生
- Step2: それを用いて選択確率を計算
- Step3: これをD回繰り返し選択確率の平均値を計算
- Step4: それを尤度として最尤推定法により未知パラメータを推定

ミックスロジット(MMNL)モデル(4)

Nested

$$\begin{aligned}
 U_{car} &= \beta X_{car} + v_{car} \\
 U_{bus} &= \beta X_{bus} + \sigma_{transit} \eta_{transit} + v_{bus} \\
 U_{rail} &= \beta X_{rail} + \sigma_{transit} \eta_{transit} + v_{rail}
 \end{aligned}$$

η_{transit} ~ N(0,1)



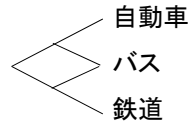
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{transit}^2 & \sigma_{transit}^2 \\ 0 & \sigma_{transit}^2 & \sigma_{transit}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 + \sigma_{transit}^2 & \sigma_{transit}^2 \\ 0 & \sigma_{transit}^2 & \sigma^2 + \sigma_{transit}^2 \end{bmatrix}$$

NLモデルとは違う!!

誤差構造を発見探索的に検証

Cross-Nested

$$\begin{aligned}
 U_{car} &= \beta X_{car} + \sigma_{road} \eta_{road} + v_{car} \\
 U_{bus} &= \beta X_{bus} + \sigma_{transit} \eta_{transit} + \sigma_{road} \eta_{road} + v_{bus} \\
 U_{rail} &= \beta X_{rail} + \sigma_{transit} \eta_{transit} + v_{rail}
 \end{aligned}$$



$$\eta_{transit}, \eta_{road} \sim N(0,1)$$

$$\begin{bmatrix} \sigma_{road}^2 & \sigma_{road}^2 & 0 \\ \sigma_{road}^2 & \sigma_{transit}^2 + \sigma_{road}^2 & \sigma_{transit}^2 \\ 0 & \sigma_{transit}^2 & \sigma_{transit}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 + \sigma_{road}^2 & \sigma_{road}^2 & 0 \\ \sigma_{road}^2 & \sigma^2 + \sigma_{transit}^2 + \sigma_{road}^2 & \sigma_{transit}^2 \\ 0 & \sigma_{transit}^2 & \sigma^2 + \sigma_{transit}^2 \end{bmatrix}$$

CNLモデルとは違う!!

代表的な行動モデル

- ランダム効用最大化 (RUM: Random Utility Maximization) モデル
 - ◆ ロジットモデル, プロビットモデル
 - ◆ ミックストロジットモデル

RUMモデルの改良・拡張に向けて

- 個別属性の評価: 交通費用に着目
 - ◆ 線形効用関数における暗黙の仮定
 - ◆ 反例と代替理論

『移動費用 (Travel Cost)』
交通需要量を決める重要な政策変数

料金体系の多様化

ガソリン代, 定期券, ETC/交通ICカード, MaaS...

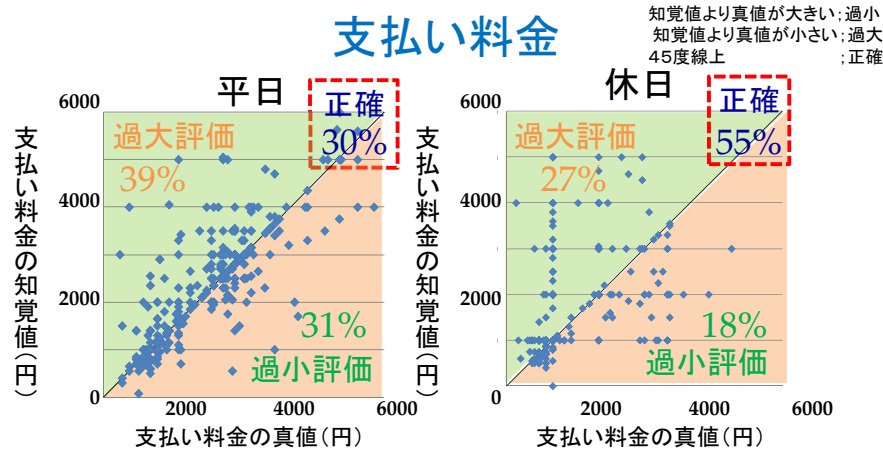
- 詳細化 (1円単位, ピーク/オフピーク料金, エリアによる差別化) vs. 簡素化 (均一料金)
- 現金払い vs. 事前/事後決済方式
- 都度払い vs. 一括決済
- 交通モード間連携
- トリップベース vs. 複数トリップ

- RUMモデルによる評価
 - トリップベースの分析 & 線形効用関数
 - $V = \beta_t TT + \beta_t TC + \dots$
- 暗黙の仮定
 - ◆ 利用者は移動費用を正確に知覚
 - 知覚誤差はあるが正規分布
 - ◆ 効用 (≠ 選択確率) は直線的かつ可逆的に変化
 - 説明変数の入れ方で対応可能
 - ◆ 各トリップに分解して意思決定
 - 定数倍すれば一緒?

利用者は移動費用を正確に知覚？

29

- 2010年秋実施(休日特別割引期間:軽自動車1000円,普通車2000円上限)
- SA利用者へのアンケート(409名)/インタビュー(457名)調査



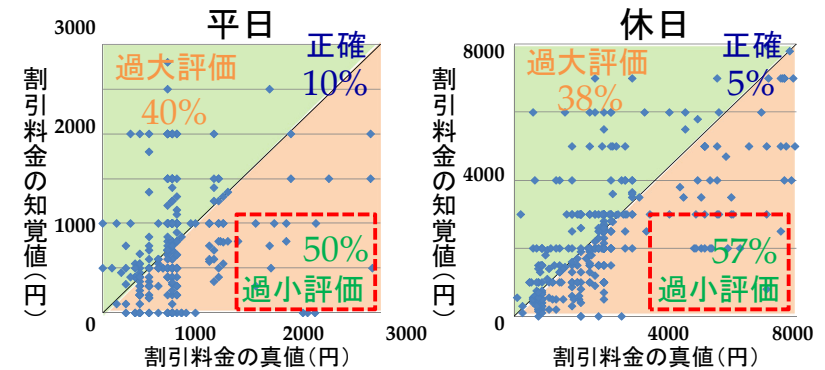
- 支払い料金の真値を比較的正確に知覚している傾向

利用者は割引料金を正確に知覚？

30

割引料金

知覚値より真値が大きい;過小
知覚値より真値が小さい;過大
45度線上 ;正確



- 感じている割引料金は、実際の割引料金よりも少ない
- 割引を少なくしても同じ効果が得られる可能性

10

問題意識

31

□ RUMモデルによる評価

トリップベースの分析&線形効用関数

$$V = \beta_t TT + \beta_t TC + \dots$$

□ 暗黙の仮定

- ◆ 利用者は移動費用を正確に知覚
 - 知覚誤差はあるが正規分布
 - バイアスは観測されず、ただし知覚誤差が大きい人も
- ◆ 効用(≠選択確率)は直線的かつ可逆的に変化
 - 説明変数の入れ方で対応可能
- ◆ 各トリップに分解して意思決定
 - 定数倍すれば一緒？

プロスペクト理論 (Kahneman & Tversky, 1979)

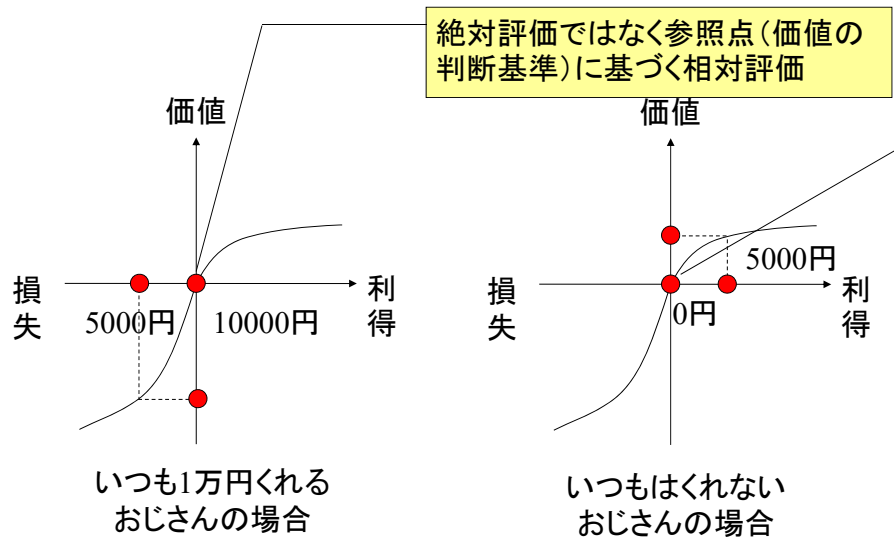
32

Question

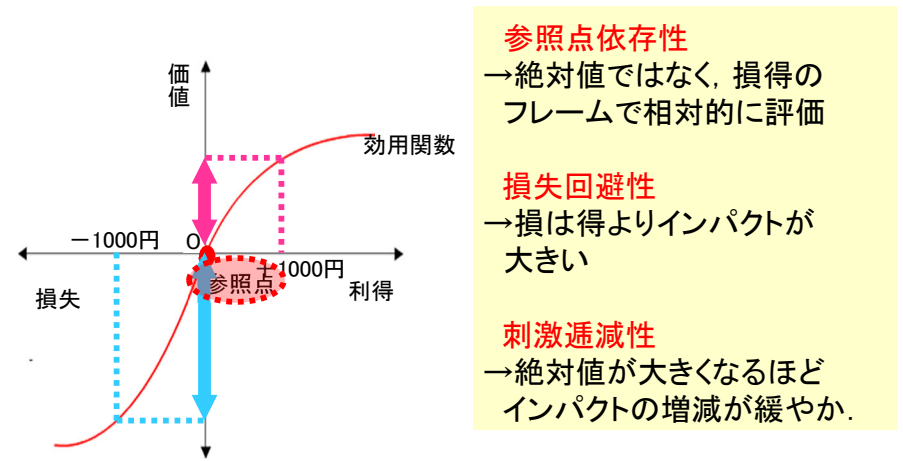
- A) いつもおこづかいを1万円くれる親戚のおじさんから5000円もらう。
- B) いつもはおこづかいをくれない親戚のおじさんから5000円もらう。

同じ5000円でもうれしさが異なる

プロスペクト理論 (Kahneman & Tversky, 1979) ³³



プロスペクト理論 (Kahneman & Tversky, 1979) ³⁴



メンタルアカウンティング理論 (Thaler, 1985) ³⁵

$$U = AU(\bar{p}, -p) + \beta \Gamma U(-p : -p^*)$$

獲得効用 (Consumer surplus) 取引効用 (Transaction utility)

300円 100円

p : 実際の価格 100円
 \bar{p} : 支払意思額 400円
 p^* : 参照価格 200円

取引効用はプロスペクト理論に依拠

インタビュー調査の概要 ³⁶

- 調査概要
 - 松山市民80名に対するインタビュー調査(2011年実施)
 - 自宅から松山市中心部までの移動
 - 現在、公共交通を利用した場合、公共交通運賃を値上げ/値下げした場合
- 公共交通運賃に対する主観的満足度

非常に不満足 不満足 普通 満足 非常に満足

-50 -25 0 25 50

 - 必要に応じて軸を拡張
- 参照価格
 - 支払い意思額 いくらまでなら支払いますか?
 - 知覚運賃 いくらだと思いますか?
 - 公正運賃 ちょうどいい(妥当だ)と思う運賃は?

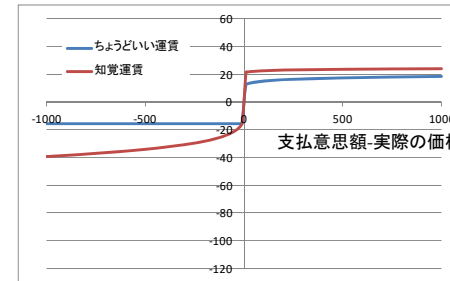
公共交通運賃に対する主観的満足度を被説明変数として非線形回帰

$$U = \gamma + AU(\bar{p}, -p) + TU(-p : -p^*)$$

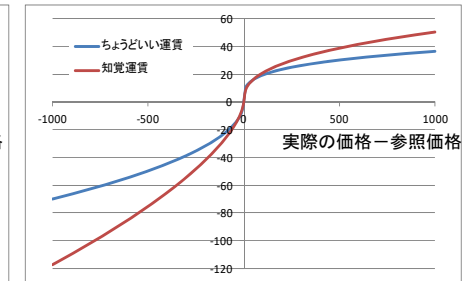
$$AU = \begin{cases} \gamma_{AU, Gain} (\bar{p} - p)^{\exp(\eta_{AU, Gain})} & \text{if } \bar{p} \geq p \\ \gamma_{AU, Loss} (p - \bar{p})^{\exp(\eta_{AU, Loss})} & \text{if } \bar{p} < p \end{cases}, \quad TU = \begin{cases} \gamma_{TU, Gain} (p^* - p)^{\exp(\eta_{TU, Gain})} & \text{if } p^* \geq p \\ \gamma_{TU, Loss} (p - p^*)^{\exp(\eta_{TU, Loss})} & \text{if } p^* < p \end{cases}$$

パラメータ	ちょうどいい運賃		知覚運賃	
	推定値	t値	推定値	t値
γ	0.230	4.23	0.072	1.83
$\gamma_{AU, Gain}$	0.181	2.44	0.243	3.65
$\gamma_{AU, Loss}$	-0.159	-4.31	-0.391	-4.50
$\gamma_{TU, Gain}$	0.369	2.88	0.506	4.99
$\gamma_{TU, Loss}$	-0.697	-5.44	-1.173	-2.96
$\eta_{AU, Gain}$	-2.438	-1.67	-3.657	-1.28
$\eta_{AU, Loss}$	-12.005	-14.95	-1.579	-3.43
$\eta_{TU, Gain}$	-1.310	-3.15	-0.975	-3.73
$\eta_{TU, Loss}$	-0.701	-2.80	-0.445	-1.73
AIC	722.7		725.2	

獲得効用



取引効用



獲得効用

➢ 運賃値上げ/値下げは「値上げ/値下げ」という行為に大きく依存し、その金額の影響は小さい

取引効用

➢ 公共交通運賃の満足度評価においても、刺激逓減性および損失回避性が成り立つ

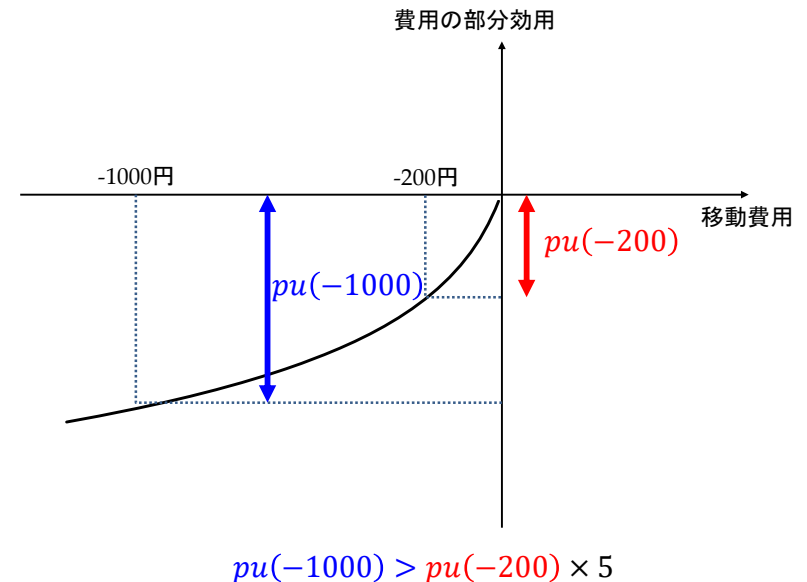
RUMモデルによる評価

トリップベースの分析 & 線形効用関数

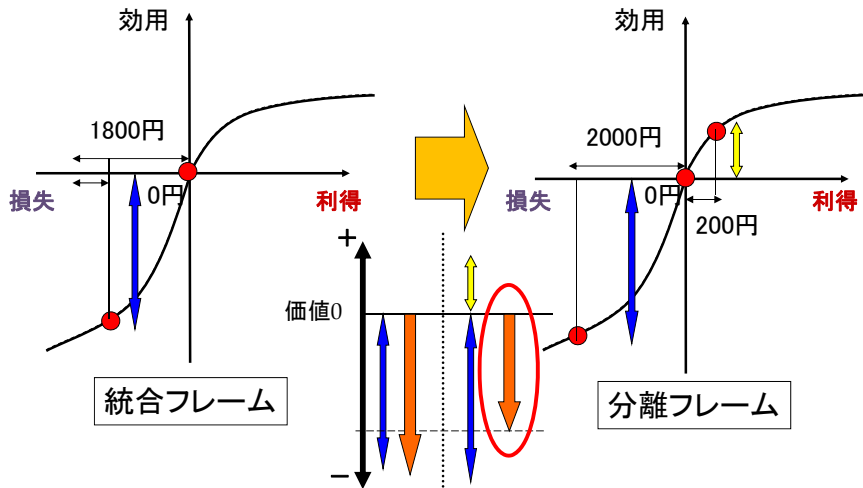
$$V = \beta_t TT + \beta_t TC + \dots$$

暗黙の仮定

- ◆ 利用者は移動費用を正確に知覚
 - 知覚誤差はあるが正規分布
 - バイアスは観測されず、ただし知覚誤差が大きい人も
- ◆ 効用(≠選択確率)は直線的かつ可逆的に変化
 - 説明変数の入れ方で対応可能
 - ある程度は近似可能。政策効果の分析には参照価格等の把握も重要。
- ◆ 各トリップに分解して意思決定
 - 定数倍すれば一緒？



例) 購入金額; 2000円, プレミアム金額; 200円 (参照価格0円)



□ RUMモデルによる評価

トリップベースの分析 & 線形効用関数

$$V = \beta_t TT + \beta_c TC + \dots$$

□ 暗黙の仮定

- ◆ 利用者は移動費用を正確に知覚
 - 知覚誤差はあるが正規分布
 - バイアスは観測されず. ただし知覚誤差が大きい人も
- ◆ 効用(≠選択確率)は直線的かつ可逆的に変化
 - 説明変数の入れ方で対応可能
 - ある程度は近似可能. 政策効果の分析には参照価格等の把握も重要.
- ◆ 各トリップに分解して意思決定
 - 定数倍すれば一緒?
 - 意思決定のフレームを把握することが重要

おわりに

□ MaaS等が普及した社会における交通手段選択

- ◆ 長期的な交通手段パッケージの選択
- ◆ それを与件とした日々の交通手段の微調整
- ◆ それらを踏まえた交通手段パッケージの更新

□ 意思決定フレームの扱いが重要

- ◆ トリップベースの分析の限界
- ◆ 詳細な調査が必要. ただし, 各種行動データ(パッケージの購買データ, PP/ICカードデータ, 検索ログデータなど)や周辺環境データ(交通量データ, 気象データ)が援用可能
- ◆ AI&XAIで対応可能?

□ 代替的行動理論/モデルの開発