

行動モデルの基礎と認知バイアス

愛媛大学 倉内慎也
kurauchi@cee.ehime-u.ac.jp

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モデルの拡張へ向けて

- リスク下での意思決定と認知バイアス (Cognitive Bias)
 - ◆ 交通事故リスクマネジメント
 - ◆ コロナ下での各種行動選択

合理的選択と効用最大化

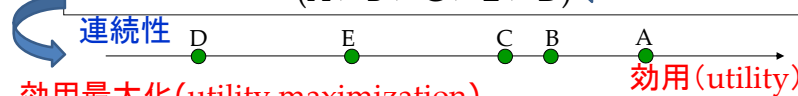
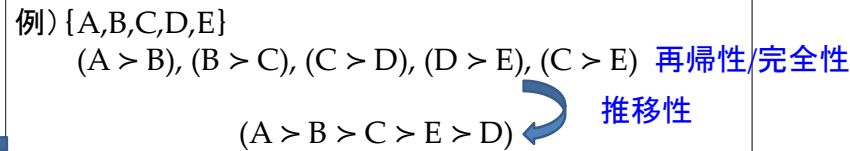
合理的選択 (rational choice)

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



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)

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)
誤差項
(systematic component)
(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

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.

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

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

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

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

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

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

$$\Leftrightarrow \varepsilon < V$$

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

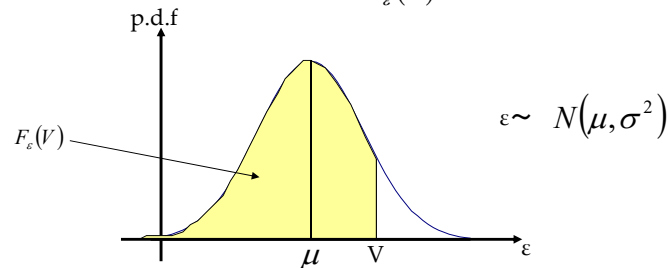
$$= F_{\varepsilon}(V)$$

累積分布関数

誤差項の分布とモデル(2)

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

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



選択確率はεとVに依存

誤差項の分布とモデル(3)

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

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

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

εの分布形は?

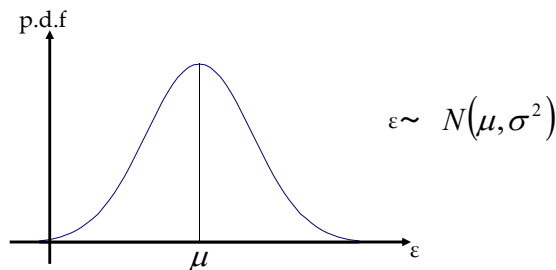
- | | |
|---------------------|----------------------------------|
| ε ~ IIDガンベル分布 | → 多項ロジットモデル |
| ε ~ 一般化極値(GEV)分布 | → GEVモデル
(NL, PCL, CNL, GNL等) |
| ε ~ 多変量正規分布 | → 多項プロビットモデル |
| ε ~ GEVと正規分布などの合成分布 | → ミックストロジットモデル |

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

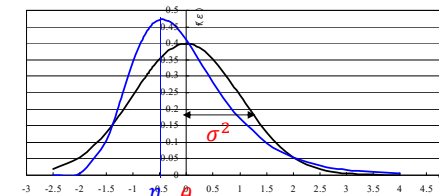
$$U(car) = \beta X_{car} + \varepsilon_{car}$$

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

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

独立で同一の分散をもつ

Independently and Identically Distributed



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

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

μ: スケールパラメータ

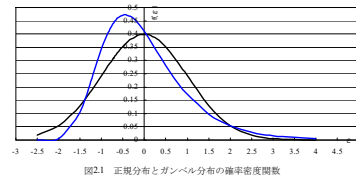
$$V(\varepsilon) = \frac{\pi^2}{6\mu^2}$$

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

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

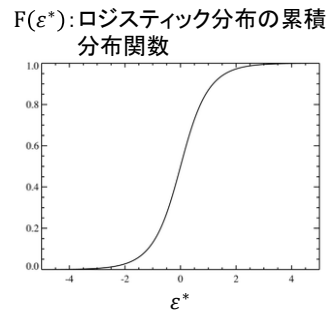
□ ガンベル分布の特徴

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



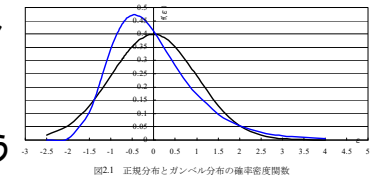
2. 独立で**同一の分散**をもつ2つのガンベル分布に従う変数の差はロジスティック分布に従う

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

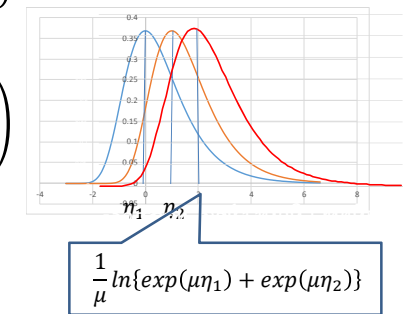


□ ガンベル分布の特徴

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



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



$$\frac{1}{\mu} \ln\{\exp(\mu \eta_1) + \exp(\mu \eta_2)\}$$

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

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

□ MNLモデルの導出

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

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

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

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

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

□ MNLモデルの導出

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

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

□ 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

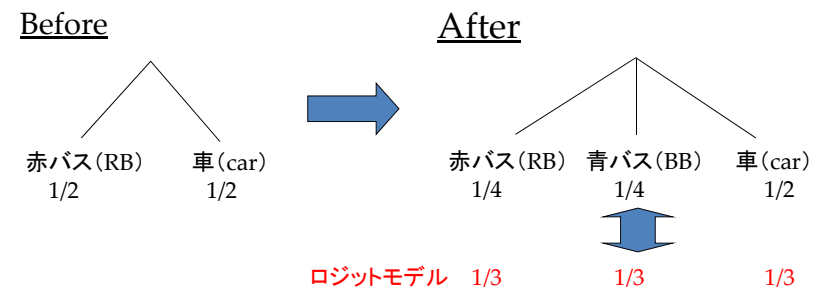
$$P(car|car, RB) = \frac{\exp(V_{car})}{\exp(V_{car}) + \exp(V_{RB})}$$

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

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



ミックストロジット(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

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

ミックストロジット(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

ミックストロジット(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

ミックストロジット(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)

自動車
バス
鉄道

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

NLモデルとは違う!!

Cross-Nested

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

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

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

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

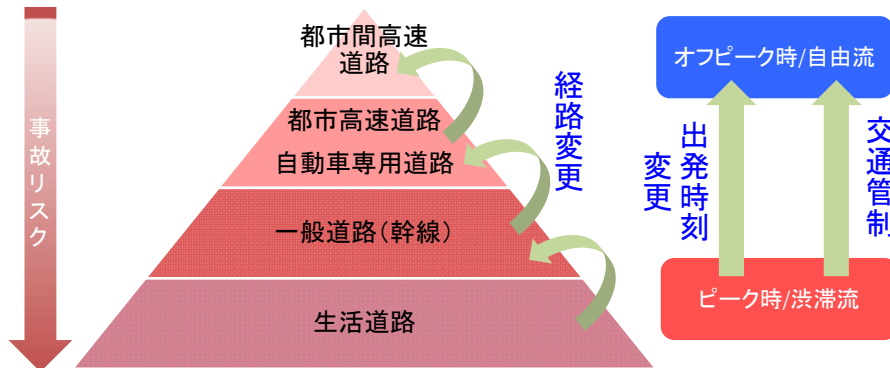
RUMモデルの拡張へ向けて

- リスク下での意思決定と認知バイアス (Cognitive Bias)
 - ◆ 交通事故リスクマネジメント
 - ◆ コロナ下での各種行動選択

はじめに

□ 交通事故リスクマネジメント

- 交通需要サイドに働きかけることで事故やそれに伴う社会的損失の削減を目指す
- 時空間的により事故リスクの低い交通行動/交通状態へ変更



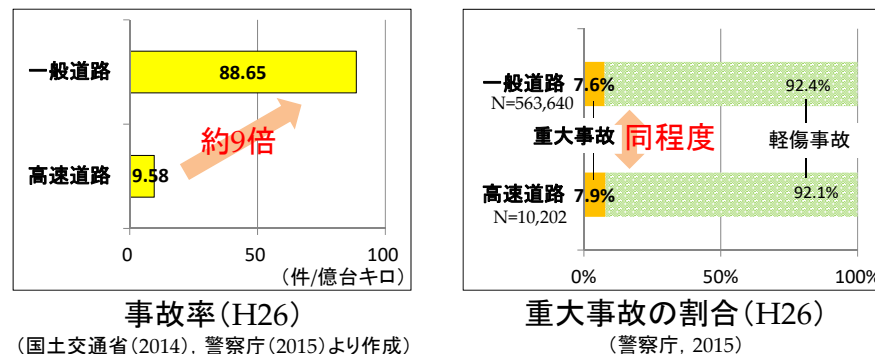
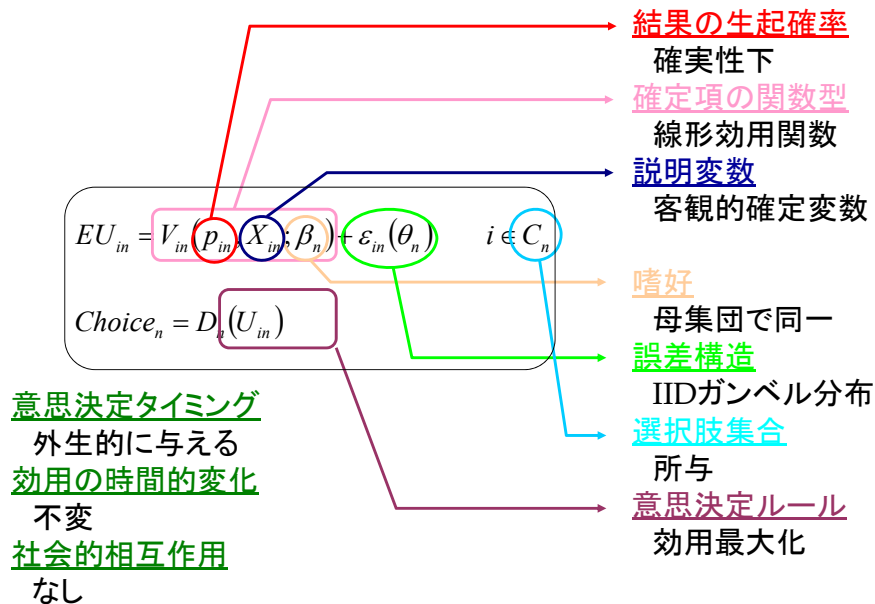
はじめに

□ 意思決定の種類(竹村, 2005)

- ◆ 確実性下での意思決定
- ◆ リスク下での意思決定 事故リスクを考慮した経路選択
- ◆ 不確実性下での意思決定 コロナ下での各種行動選択
 - 曖昧性下での意思決定 災害への対応行動
 - 無知下での意思決定 etc.

□ 意思決定に至る認知プロセスにバイアス

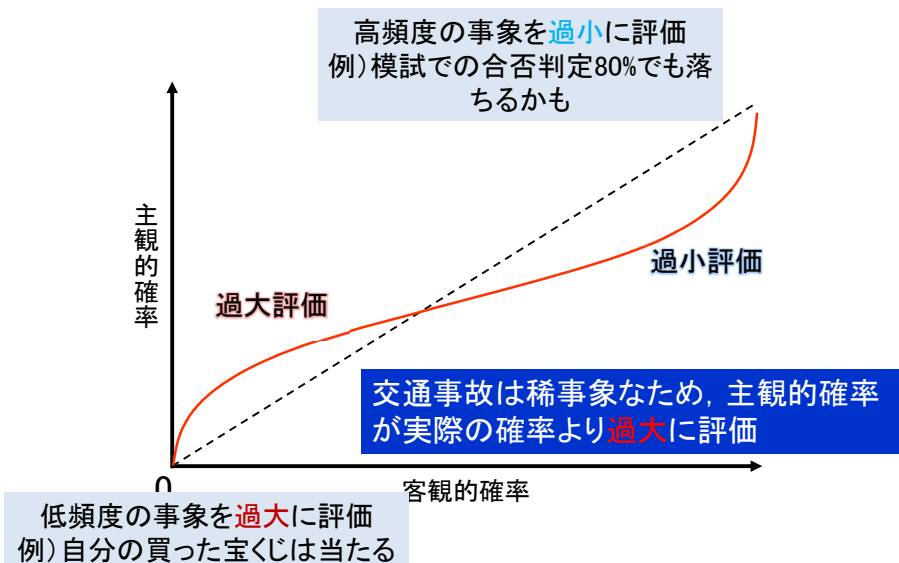
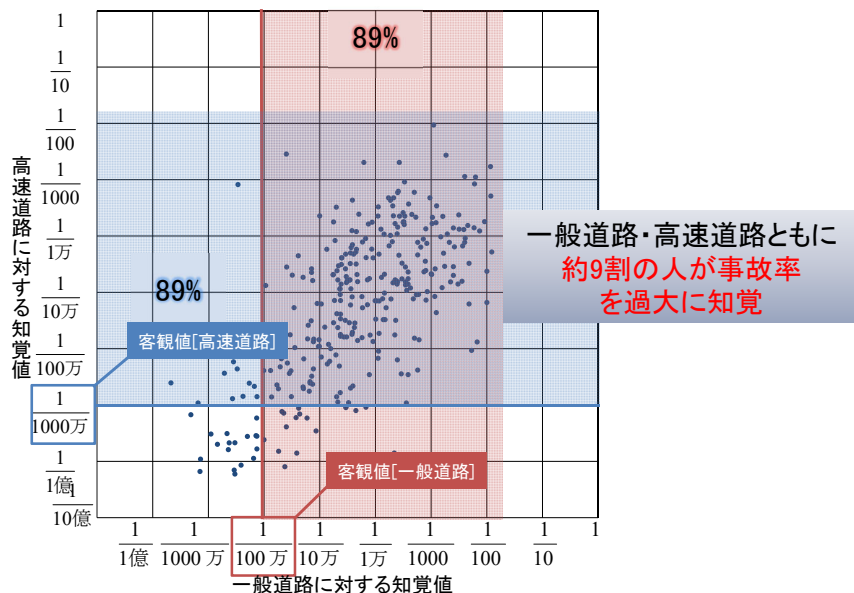
- ◆ 認知バイアス (cognitive bias)
 - 先入観, 偏見, 思い込み, 誤解等による 偏りや歪み
- ◆ 知覚バイアス
 - リスクの生起確率や結果の過大/過小知覚
- ◆ 決定方略のバイアス
 - 一部の属性や選択肢の過大/過小評価, 効用最大化以外の方略の採用



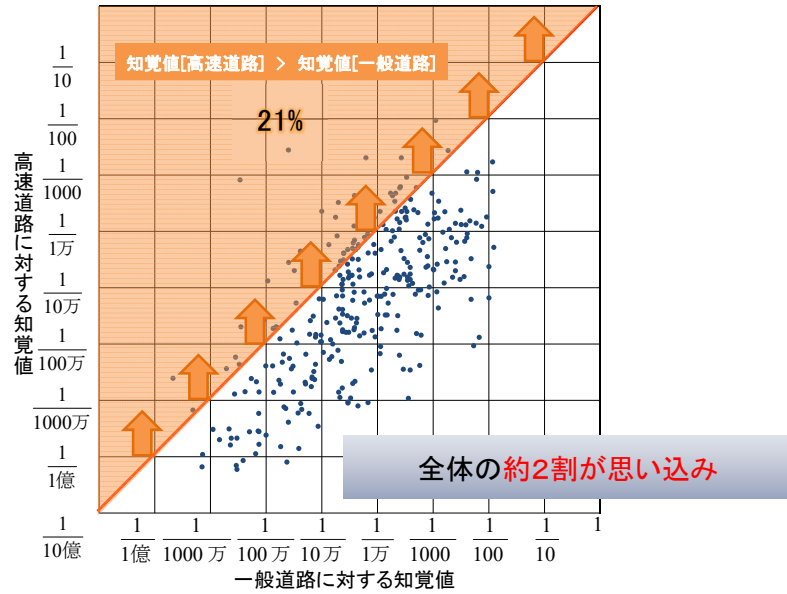
高速道路のほうが **事故が ocorrênciaすそう** で怖い
重大事故になりそう

↓

相対的に事故リスクの低い高速道路の利用を避ける

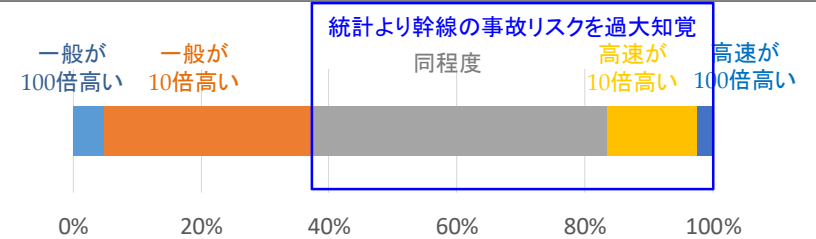


事故率(件/台キロ)の知覚値



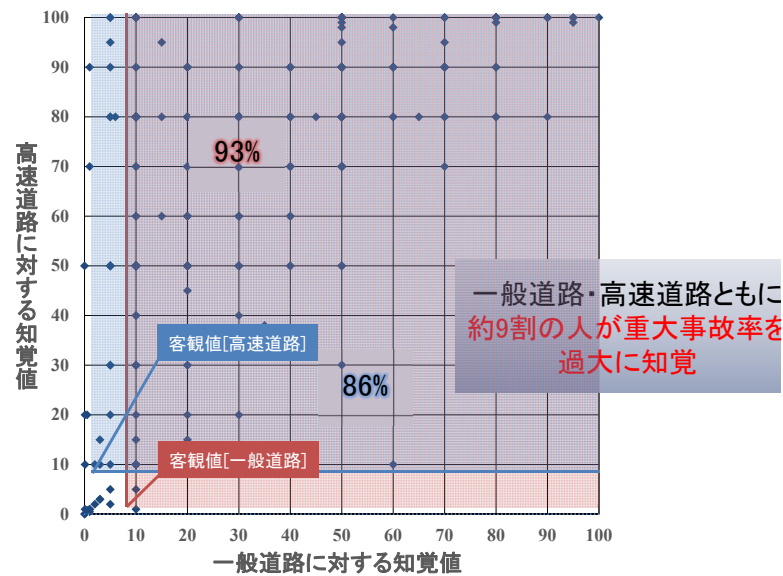
事故率の知覚(相対評価)

Q: 一般道路と高速道路を同じ距離だけ走行した場合、事故を起こしやすい(事故の加害者になりやすい)のはどれだと思いますか。

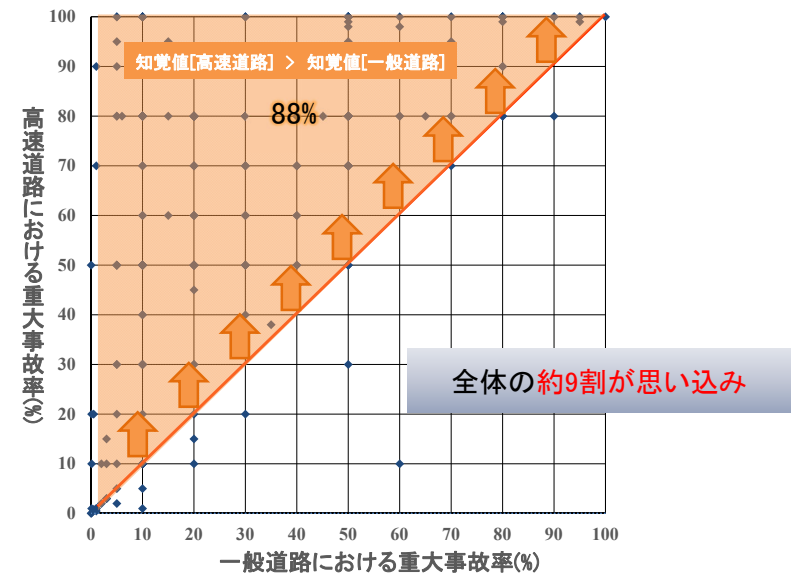


- ✓ 正しい知覚を形成している人は3割強
- ✓ 同程度とみなしている人が最も多い(4割強)
- ✓ 統計値より高速道路を危険方向に知覚している人が6割強

重大事故率(%)の知覚値

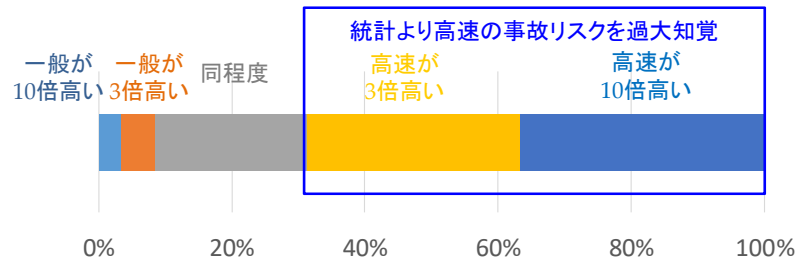


重大事故率(%)の知覚値



重大事故率(%)の知覚(相対評価)

Q: 事故が発生した場合に、重大事故になりやすいのは一般道路と高速道路のどちらだと思いますか。



- ✓ 正しい知覚を形成している人は2割強
- ✓ 統計値よりも高速道路での重大事故のなりやすさを過大評価している人が7割弱

コロナ関連の知覚(土木計画学研究委員会, 2020)

【問題点1】 感染リスク・死亡リスクを数倍～数千倍に過大評価

『外出時』や『公共交通利用時』の

感染確率を現実の3000倍以上に

過大評価し、過剰に恐れている。

死亡リスク(感染者100人中の死者数)

についても、60歳以上の感染者の

死亡リスクを2.5倍、40歳以下の感染者の死亡リスクを159倍と、

いずれも過大評価している。

つまり、40歳以下の人が、外出して新型コロナに感染して死亡する確率を

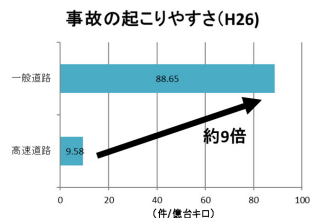
49万倍(=感染確率3900倍×死亡確率159倍)だけ過大に推計している。

	現実	人々の認識 (回答の平均)		
感染確率	一回外出	0.0050%	3900倍	19.7%
	公共交通一回乗車	0.0097%	3100倍	30.1%
感染者100人中死者数	60歳以上	10.6人	2.5倍	26.3人
	40歳以下	0.068人	159倍	10.8人

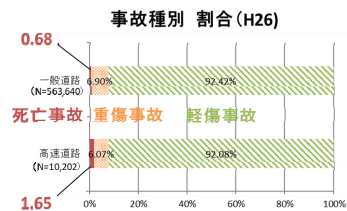
知覚バイアスの補正を意図した事実情報の提供

①: 情報なし(統制群)

①: 事故の起こりやすさに関する情報



②: 事故規模に関する情報

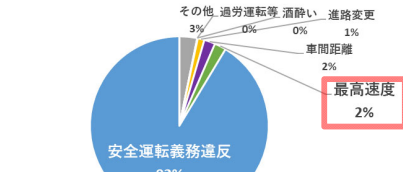


③: ①+②

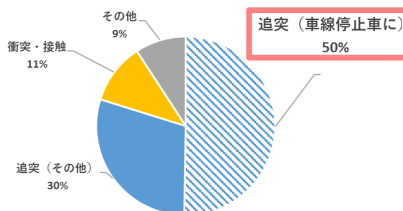
死亡事故の起こりやすさは一般道路のほうが約3倍高い

④: 統制可能性についての情報

高速道路法令違反別交通事故内訳 (H26)

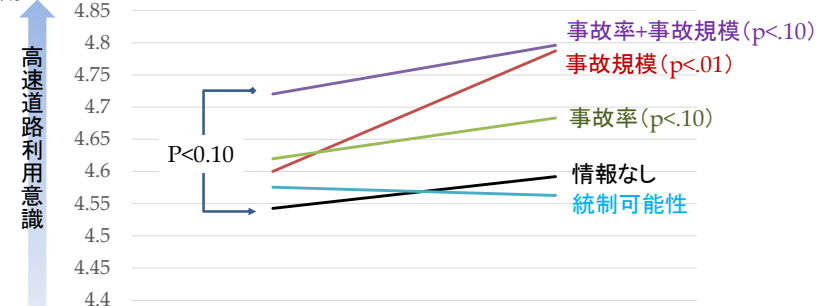


H26 車両相互事故内訳



情報提供による高速道路利用意識の変化①

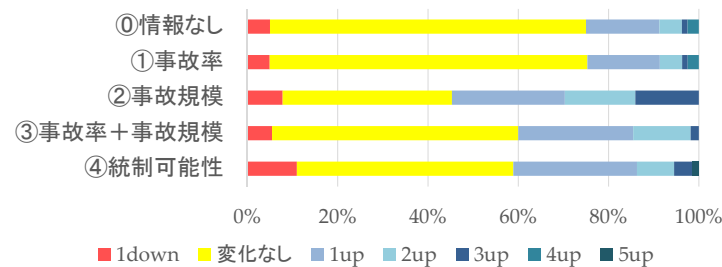
5. どちらかといえば利用したい



4. どちらとも言えない

- ✓ 情報提供効果は、事故規模、事故率+事故規模、事故率の順
- ✓ 事故率+事故規模は被験者の差もあり相乗効果が計測できず
- ✓ 統制可能性についてはややマイナスの効果
- ✓ 全般的に変化は小さい
- ✓ ↑もともと利用意識の高かった層も含むため

▶事前の利用意図が低い層における利用意図の変化



▶変化がない被験者の割合が高い,

- ✓ **保護価値 (protected value)** (Baron & Spranca, 1997; 羽鳥・梶原, 2012)
他の価値とのトレード・オフから護られている価値: 「事故にあってはならない」
- ✓ **認知的不協和 (cognitive dissonance)** (Festinger, 1957)
高速道路の事故リスクは低い⇔高速道路を利用していない
⇒事実情報を信じない, 他の属性を重視, 反発 (**心理的リアクタンス (psychological reactance)**) (Brehm, 1966)

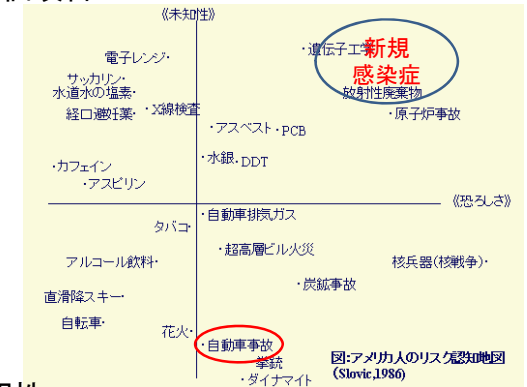
Slovic(1987)のリスク認知評価項目

◆ 恐ろしさ因子

- ✓ リスクの自発性
- ✓ リスクの統制可能性
- ✓ 被害の平等性
- ✓ 被害の広域性
- ✓ 被害の規模
- ✓ 被害の致命性

◆ 未知性因子

- ✓ リスクの生起確率
- ✓ 被害へ至る過程の透明性
- ✓ リスクへの馴染み
- ✓ リスクの自然発生性
- ✓ リスクの新しさ
- ✓ 次世代への影響



出典: <http://www.tonerico2.org/Archive/RCsite/rc/rc2145.html>

□ 藁にもすがりたいときに二者択一を迫られる

「この壺を買って家に飾れば, 必ずいいこと(不治の病がなおる)があります。しかし, 買わなければ不幸になります」

⇒壺を買ってしまう...

- ◆ 極端な2つの選択肢をつきつけられると, それしか**選択肢がないと錯覚**
- ◆ **極限状態では正常な判断がしにくい**

壺の購入	結果	購入への影響
買う	幸福	+
買う	不幸	-
買わない	幸福	+
買わない	不幸	-

問題が心的に正しく構成されとは限らない

□ ワクチン接種

- ◆ 「打てば感染/重症化しにくい, 「打たなければ感染/重症化しやすい」ではない
- ◆ 2ⁿの思考
 - n: 打つ/打たない, 副反応あり/なし, 感染・重症化する/しない, 将来の効果, ...
- ◆ **メディア報道によるバイアス (身元のわかる犠牲者効果 (identifiable victim effect))** (small et al., 2007)



世界で○億人以上が飢餓に直面しています



あなたの募金がこの子の食事に...

おわりに

- 他にも様々な認知バイアス
 - ◆ 社会的相互作用:バンドワゴン効果/スノブ効果
 - ◆ 新規対策への態度:システム正当化バイアス/現状維持バイアス
 - ◆ 情報探索:確証バイアス/利用可能性バイアス
- 標準モデルのように個々人にとって意思決定問題が well defined に構成されていない場合が多い
 - ◆ 行動モデルにより**バイアスの原因を探る**
 - ◆ 標準モデルを**意思決定支援に用いる**
- 不確実性下での意思決定(**曖昧性/無知下**)に注力を