

# 選択行動モデル プロビット・ロジット・判別分析

Moshe Ben-Akiva  
June 19, 2007  
Lecture 1

2010/05/26(水)  
M1 柿元淳子

# 目次

1. ランダム効用モデルの復習
2. 2つ以上の選択肢への拡張
3. プロビットモデル
4. ロジットモデル
5. ロジットモデルの性質
6. 判別分析

# 1. ランダム効用モデルの復習

- 選択ルール: 効用最大化
  - 個人 $n$ は選択肢 $C_n$ のなかでもっとも効用の大きい選択肢を選択する。
- 効用:  $U_{in} = V_{in} + \varepsilon_{in}$

$V_{in}$ : 観測可能な変数によって表現された効用

$$V_{in} = \sum_k^K \beta_k X_{ink}$$

$\varepsilon_{in}$ : 誤差項

# 1. ランダム効用モデルの復習

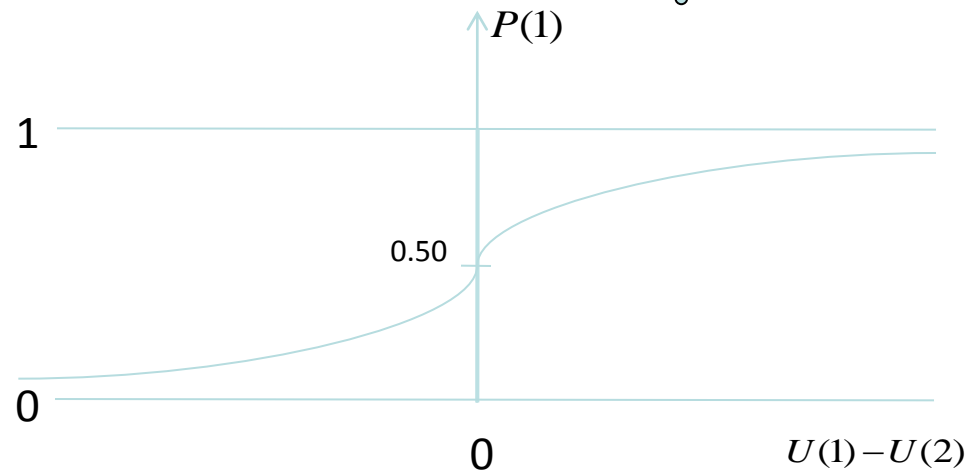
- 選択確率

$$\begin{aligned} P(i|C_n) &= P(U_{in} \geq U_{jn}, \forall j \in C_n) \\ &= P(U_{in} - U_{jn} \geq 0, \forall j \in C_n) \\ &= P(U_{in} = \max_j U_{jn}, \forall j \in C_n) \end{aligned}$$

誤差項は確率分布を成す。

- 選択肢2つの場合

$$\begin{aligned} P(1) &= P(U_{1n} \geq U_{2n}) \\ &= P(U_{1n} - U_{2n} \geq 0) \\ &= P(\varepsilon_{2n} - \varepsilon_{1n} \leq V_{1n} - V_{2n}) \\ &= F_{\varepsilon_2 - \varepsilon_1}(V_{1n} - V_{2n}) \end{aligned}$$



$\varepsilon_2 - \varepsilon_1$  を変数とする1変数累積分布関数になる。

## 2. 2つ以上の選択肢への拡張

- 選択肢集合  $C_n$  :  $J_n$  選択肢,  $J_n \geq 2$

$$\begin{aligned} P(i|C_n) &= P(V_{in} + \varepsilon_{in} \geq V_{jn} + \varepsilon_{jn}, \forall j \in C_n) \\ &= P(\varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in} \leq V_{in} - V_{jn}, \forall j \in C_n) \end{aligned}$$

## 2. 2つ以上の選択肢への拡張

- 例えば,

選択肢集合  $C_n = \{1, 2, 3\} \forall n$

$$\begin{aligned} P(1) &= P(1|C_n) = P(U_{1n} \geq U_{2n} \text{かつ} U_{1n} \geq U_{3n}) \\ &= P(V_{1n} + \varepsilon_{1n} \geq V_{2n} + \varepsilon_{2n} \text{かつ} V_{1n} + \varepsilon_{1n} \geq V_{3n} + \varepsilon_{3n}) \\ &= P(\varepsilon_{2n} - \varepsilon_{1n} \leq V_{1n} - V_{2n} \text{かつ} \varepsilon_{3n} - \varepsilon_{1n} \leq V_{1n} - V_{3n}) \\ &= F_{\varepsilon_2 - \varepsilon_1, \varepsilon_3 - \varepsilon_1}(V_{1n} - V_{2n}, V_{1n} - V_{3n}) \\ &= \int_{-\infty}^{V_{1n} - V_{2n}} \int_{-\infty}^{V_{1n} - V_{3n}} f_{\varepsilon_2 - \varepsilon_1, \varepsilon_3 - \varepsilon_1}(q_1, q_2) dq_1 dq_2 \end{aligned}$$

$\varepsilon_2 - \varepsilon_1$  と  $\varepsilon_3 - \varepsilon_1$  を変数とする2変数累積分布関数

- $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_j)$  に対する(同時)確率分布の仮定によって  
選択行動モデルは異なる。

# 3. プロビットモデル

- プロビットモデル:  $\varepsilon$ が多変量正規分布に従う、つまり、

$$\varepsilon \sim MVN(0, \Sigma), \quad f(\varepsilon) = (2\pi)^{-\frac{J}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\varepsilon' \Sigma^{-1} \varepsilon)}$$

ここで $\Sigma$ は分散-共分散行列で、

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{Var}(\varepsilon_1) & \text{Cov}(\varepsilon_1, \varepsilon_2) & \cdots & \text{Cov}(\varepsilon_1, \varepsilon_J) \\ \text{Cov}(\varepsilon_2, \varepsilon_1) & \text{Var}(\varepsilon_2) & \cdots & \text{Cov}(\varepsilon_2, \varepsilon_J) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(\varepsilon_J, \varepsilon_1) & \text{Cov}(\varepsilon_J, \varepsilon_2) & \cdots & \text{Var}(\varepsilon_J) \end{bmatrix}$$

誤差項が平均0で、  
共分散行列に従うと  
する。

である。

- プロビットモデルの性質
  - 柔軟な代入パターン? (flexible substitution pattern)
  - ランダムな係数に拡張(ランダムな異質性を考慮できる)
  - 連続的に相関関係のあるパネルデータに使える。

# 3つの選択肢を持つプロビットモデル

- モデル: 
$$\begin{aligned} U_{1n} &= V_{1n} + \varepsilon_{1n} \\ U_{2n} &= V_{2n} + \varepsilon_{2n} \\ U_{3n} &= V_{3n} + \varepsilon_{3n} \end{aligned}$$
 ここで 
$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{1n} \\ \varepsilon_{2n} \\ \varepsilon_{3n} \end{pmatrix} \sim N\left(0, \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} \end{bmatrix}\right)$$

- 選択肢1との効用の差

$$U_{1n} - U_{2n} = V_{1n} - V_{2n} - (\varepsilon_{2n} - \varepsilon_{1n})$$

$$U_{1n} - U_{3n} = V_{1n} - V_{3n} - (\varepsilon_{3n} - \varepsilon_{1n})$$

- 選択確率

$$P_n(1) = P(\varepsilon_{2n} - \varepsilon_{1n} \leq V_{1n} - V_{2n} \text{かつ} \varepsilon_{3n} - \varepsilon_{1n} \leq V_{1n} - V_{3n})$$

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_2 - \varepsilon_1 \\ \varepsilon_3 - \varepsilon_1 \end{bmatrix} \sim N\left(0, \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{12} & \sigma_1^2 + \sigma_{23} - \sigma_{12} - \sigma_{13} \\ \sigma_1^2 + \sigma_{23} - \sigma_{12} - \sigma_{13} & \sigma_1^2 + \sigma_3^2 - 2\sigma_{13} \end{bmatrix}\right)$$

$$P_n(1) = \int_{-\infty}^{V_{1n}-V_{2n}} \int_{-\infty}^{V_{1n}-V_{3n}} n(q; 0, \Sigma) dq_1 dq_2$$



# 3つの選択肢を持つプロビットモデル

- 一般的な場合の選択肢1を選択する確率は

$$P_n(1) = \underbrace{\int_{-\infty}^{V_{1n}-V_{2n}} \int_{-\infty}^{V_{1n}-V_{3n}} \cdots \int_{-\infty}^{V_{1n}-V_{Jn}}}_{J-1\text{次元積分}} n(q; 0, \Sigma) dq$$

- $n(q; 0, \Sigma)$

: 平均値0で分散-共分散マトリックス $\Sigma$ の多変量正規分布

# 4. ロジットモデル

- 選択肢集合:  $C_n = \{1,2,3\} \forall n$

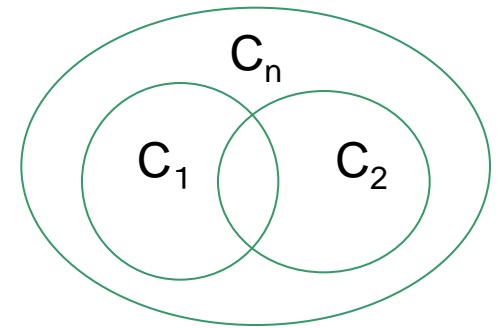
$$\begin{aligned} P(1) &= F_{\varepsilon_2 - \varepsilon_1, \varepsilon_3 - \varepsilon_1} (V_{1n} - V_{2n}, V_{1n} - V_{3n}) \\ &= \frac{1}{1 + e^{-\mu(V_{1n} - V_{2n})} + e^{-\mu(V_{1n} - V_{3n})}} \\ &= \frac{e^{\mu V_{1n}}}{e^{\mu V_{1n}} + e^{\mu V_{2n}} + e^{\mu V_{3n}}} \end{aligned}$$

# 5. ロジットモデルの性質

- IIA特性: 相関のない選択肢からの独立  
(Independence from Irrelevant Alternatives)

$$P(i|C_n) = \frac{e^{\mu V_{in}}}{\sum_{j \in C_n} e^{\mu V_{jn}}}$$

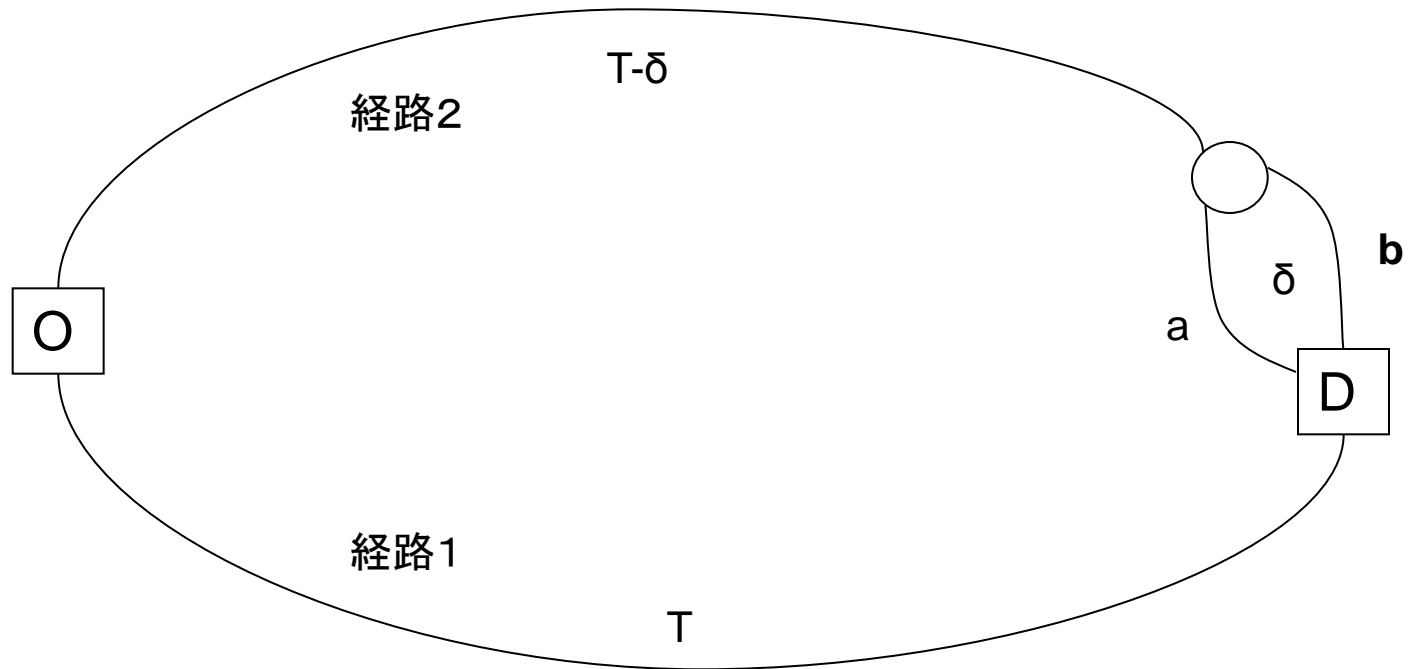
- オッズ比:  $\frac{P(i|C_{1n})}{P(j|C_{1n})} = \frac{P(i|C_{2n})}{P(j|C_{2n})}$



$$i, j \in C_{1n}, i, j \in C_{2n}, C_{1n} \subseteq C_n \text{ かつ } C_{2n} \subseteq C_n$$

# 5. IIA特性の例

- 重複するセグメントを持つ経路選択



$$P(1|\{1,2a,2b\}) = P(2a|\{1,2a,2b\}) = P(2b|\{1,2a,2b\}) = \frac{e^{\mu T}}{\sum_{j \in \{a, 2a, 2b\}} e^{\mu T}} = \frac{1}{3}$$

# 5. 赤バス-青バス問題

- 同等の効用を持つ乗用車とバス

$$C = \{auto, bus\} \text{かつ} V_{auto} = V_{bus} = V$$

$$P(auto) = P(bus) = 1/2$$

ここで、現状のバスと塗装以外まったく同質な、新しいバスサービスの導入を考える。

$$C = \{auto, red, blue\} \text{かつ} V_{auto} = V_{red} = V_{blue}$$

ロジットモデルによると、

$$P(auto) = P(red) = P(blue) = 1/3$$

であるが、直観的には、

$$P(auto) = 1/2, P(red) = P(blue) = 1/4$$

# 5. IIA特性と集団

- 母集団を同じ大きさの2つの集団に分割する。一方は自家用車を好み、一方は公共交通を好む。
- 青バス導入前の各交通手段のシェア

集団	自家用車利用率	赤バス利用率	
自家用車を好む	90%	10%	$P(\text{auto})/P(\text{red})=9$
公共交通を好む	10%	90%	$P(\text{auto})/P(\text{red})=1/9$
合計	50%	50%	

- 青バス導入後(自家用車と赤バスの利用確率の比は変わらないとする)

集団	自家用車利用率	赤バス利用率	青バス利用率
自家用車を好む	81.8%	9.1%	9.1%
公共交通を好む	5.2%	47.4%	47.4%
合計	43.5%	28.25%	28.25%

→Nested Logit Modelの必要性。

# 6. 判別分析

- $f(i, x)$  = 同時生起確率: 従属変数と独立変数の密度  
x(ex. 男女、学歴etc.) のとき、選択肢*i*を選ぶ
- 離散選択モデル:  $f(i, x) = P(i|x)f(x)$ 
  - $P(i|x)$  : 選択モデル (*i*は離散的)
  - $f(x)$  : 集合における*x*の密度 (*x*は連続または離散的)
- 判別分析:  $f(i, x) = Q(x|i)w(i)$ 
  - $Q(x|i)$  : *i*によって定められる部分母集団における*x*の確率分布  
たとえば= $N(\mu_i, \Sigma)$
  - $w(i) = \int f(i, x)dx$

全体で選択肢*i*  
を選ぶ確率

選択肢*i*を選択した人が、  
*x*という母集団に属し  
ている確率は？

# 6. 判別分析

- $Q(x|i)$  と  $w(i)$  が与えられたとき、 $P(i|x)$  は以下のようになる。

$$\begin{aligned} P(i|x) &= \frac{Q(x|i)w(i)}{f(x)} = \frac{Q(x|i)w(i)}{\sum_j Q(x|j)w(j)} \\ &= \frac{e^{\ln Q(x|i) + \ln w(i)}}{\sum_j e^{\ln Q(x|j) + \ln w(j)}} \end{aligned}$$

- $Q(x|i) = n(\mu_i, \Sigma)$  のときは、

$$P(i|x) = \frac{e^{a_i + \beta'_i X}}{\sum_j e^{a_j + \beta'_j X}}$$