

# 交通行動の分析とモデリング

6.3~6.4 (p.119~p.132)

2010/4/23

行動モデルゼミ#3

M1 柿元淳子

# 目次

## 6.3 離散選択モデルによる予測

- 1.集計方法
- 2.ロジットモデルによる弾性値

## 6.4 IIA特性をもたない離散選択モデル

- 3.IIA特性
- 4.GEVモデル
- 5.ネスティッドロジットモデル

# 1.集計方法

- 各個人の各選択肢の予測選択確率からマーケット(母集団全体)のシェアに拡大するには…
  - ① 数え上げ法 (p.120)
  - ② 代表的個人法 (p.121)

# ① 数え上げ法

- 最も頻繁に用いられる手法。
- モデル推定に使われたサンプルがマーケット全体を十分良く表すと仮定。
- 選択肢*i*のマーケットシェアを  $S(i)$  とすると、

$$S(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_n(i) \quad i = 1, \dots, J$$

$P_n(i)$  個人*n*の選択肢*i*に対する選択確率

$N$  サンプル数

# ① 数え上げ法

- ある選択肢のマーケットシェアは、個人の選択確率の重みつき総和であり、各個人ごとにどの選択肢を選択するかを0-1で予測してから求めるわけではない。
  - 例えば、個人Aはバス60%、車15%、自転車25%の確率で選択する。実際にはバスを選択していたかもしれないが、車と自転車の選択する場合も無いとはいえないので。
- 選択肢別に標本抽出を行った場合、各選択肢ごとのマーケットシェアは、

$$S(i) = \sum_{j=1}^J W_j \frac{1}{N_j} \sum_{n=1}^{N_j} P_{nj}(i) \quad i = 1, \dots, J$$

$P_{nj}(i)$  現在選択肢jを選択している個人nの選択肢iに対する選択確率

$N_j$  選択肢jのサンプル数       $W_j$  アンケート調査時の実際のマーケットシェア

## ②代表的個人法

- 「代表的」な仮想の個人の説明変数値を計算し、その選択確率をそのグループにおけるシェアとする手法。
- 「代表的」な変数値…モデル推定に用いたサンプルの平均値
- 母集団の中で説明変数のばらつきが大きいと予測精度が下がる。  
→ なるべくばらつかないグループごとに「代表的個人」をたてる。(マーケットセグメント: 年齢階層、職種…)

## 2.ロジットモデルによる弾性値 (p.121)

- 弾性値 (elasticity)
  - Aに対するBの弾力性とは、Aの単位変化比率に対するBの変化比率。
  - 例えば複数の選択肢(バス、車、自転車)がある  
とすると、
    - 直接弾性値 (direct elasticity)  
バスの属性変化 → バスの効用変化
    - 交差弾性値 (cross elasticity)  
バスの属性変化 → 車や自転車の効用変化

## 2.ロジットモデルによる弾性値

- 交差弾性値は、選択肢*i*の選択確率に影響を受けない。 → つまり、バスの属性が変化した時の車や自転車の選択確率の変化は同じになる。  
→ これは、IIA特性のひとつの表現方法でもある。



# 3. IIA特性

- IIA特性・・・「無関係な選択肢からの選択確率の独立性」  
2つの選択肢の選択確率の比は、その選択肢の確定効用にのみ影響を受け、選択肢集合に含まれる他の選択肢の影響を受けない。
- 赤バス - 青バス問題(車、バスの効用は全く同じとする)  
前→ 車:バス(赤)=1:1 [1/2の確率で選択される]  
青バス導入後→ 車:バス(赤):バス(青)=1:1:1  
つまり、 車:バス=1:2 になってしまう。  
>このように、類似した選択肢の選択確率が過大評価されるのは、**選択肢間の確率効用項が独立ではなく、相関が生じているため**である。

# 3. IIA特性

- 一部の選択肢間の誤差項に相関が生じやすい例
  - 交通手段選択<車、バス、鉄道>
    - バスと鉄道は公共交通機関という表現しにくい共通項がある。
  - 経路選択
    - 一部のリンクを共有している経路間
  - 目的地選択
    - 近い目的地同士
  - 統合モデル(ex.目的地選択と手段選択)
    - 共通の目的地または共通の手段をもつ選択肢間

# 3. IIA特性

- IIA特性を緩和したGEVモデル
- その特殊系であるネステッドロジットモデルについて。

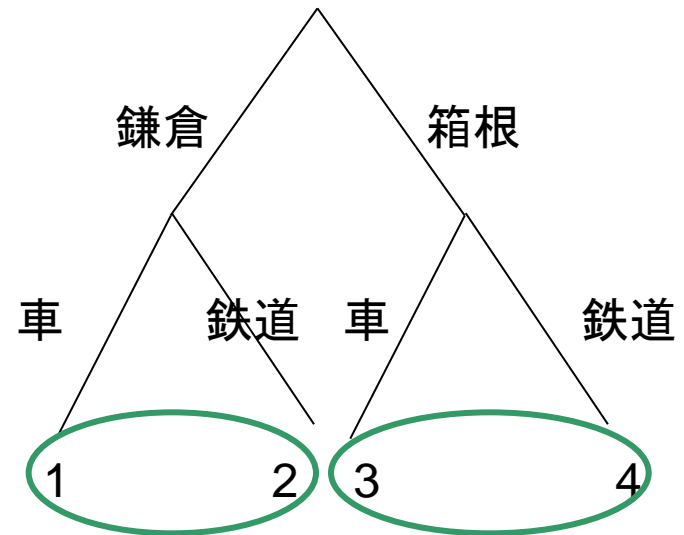
# 4. GEVモデル

- 例えば、目的地(鎌倉、軽井沢)と手段(車、鉄道)という2次元の選択問題の場合。
  - 鎌倉特有の誤差項を共有するサブグループ(1,2)
  - 箱根特有の誤差項を共有するサブグループ(3,4)
- GEVモデルでは一般化極値分布を仮定する。

選択確率は

$$P_n(i) = \frac{\exp(V_{in} / \lambda_k) \left( \sum_{j \in \beta_n^k} \exp(V_{jn} / \lambda_k)^{\lambda_k - 1} \right)}{\sum_{k=1}^K \left( \sum_{j \in \beta_n^k} \exp(V_{jn} / \lambda_k)^{\lambda_k} \right)}$$

- $\lambda_k$  はサブグループ内の相関の程度を示すパラメータ  $0 \leq \lambda_k \leq 1$  選択肢  
 $\lambda_k = 1$  の時通常のロジット式に等しい。



# 4. GEVモデル

- サブグループ内ではIIA特性をもつが、異なるサブグループ間ではIIAが成り立たない選択状況を表現する。
- 例えば、先述の「赤バス - 青バス問題」
  - 第1グループ{車}、第2グループ{赤バス、青バス}
  - サブグループ内の相関 $\lambda$車(選択肢1とする)の選択確率は、

$$P_n(1) = \frac{\exp(V_{1n})}{\exp(V_{1n}) + \{\exp(V_{2n} / \lambda) + \exp(V_{3n} / \lambda)\}^\lambda}$$

確定効用の値はすべて等しいので、 $V_{1n} = V_{2n} = V_{3n}$

$$P_n(1) = \frac{1}{1 + 2^\lambda}$$

赤バスと青バスの確率効用項が無関係であれば、 $\lambda = 1$  であり、車の選択確率は1/3となる。 $\lambda = 0$  であれば、車の選択確率は1/2となる。

# 5. ネステッドロジットモデル

- GEVモデルの特殊系。確率効用項の間で相関がある状況をよく表す。
- 例えば、目的地と手段選択の問題。
  - 目的地の選択肢d d={k:鎌倉、h:箱根}
  - 手段選択の選択肢m m={A:車、B:鉄道}
  - この同時選択の選択肢dmの効用関数は、

$$U_{dm} = V_d + V_m + V_{dm} + \varepsilon_d + \varepsilon_{dm}$$

dとmの組合せで  
決まる効用の確率項

dとmの組合せで決まる効用の確定項

# 5. ネステッドロジットモデル

- 選択肢dmの選択確率は、条件付確率と周辺確率の積で表される。

$$P(d, m) = P(m|d)P(d)$$

- 周辺確率・・・目的地の選択確率

確定効用 = 目的地dが持つ効用の確定項 + 車と鉄道の合成効用

確率項 =  $\varepsilon_d + \varepsilon'_d$  はガンベル分布に従うので、

$$P(d) = \frac{\exp\{\mu^d (V_d + V'_d)\}}{\sum_{d' \in \{I, T\}} \exp\{\mu^d (V_{d'} + V'_{d'})\}}$$

- ログサム変数・・・ツリー下位レベルの合成効用

= 車と鉄道両方を考えた交通アクセスの合成効用

$$V'_d = \frac{1}{\mu} \ln \sum_{m \in \{A, R\}} \exp\{\mu(V_m + V_{dm})\} \quad \mu \text{ はスケールパラメータ}$$

# 5. ネステッドロジットモデル

- 条件付確率・・・目的地が決まった場合の手段の選択確率  
→目的地dが与えられたときの手段選択は、選択肢間の共通項である $V_d$ や $\varepsilon_d$ は選択に関与しない。

$$P(m|d) = \frac{\exp\{\mu(V_m + V_{dm})\}}{\sum_{m' \in \{A, R\}} \exp\{\mu(V_{m'} + V'_{dm'})\}}$$

以上より、各選択肢の選択率である同時確率は、

$$P(d, m) = \frac{\exp\{\mu(V_m + V_{dm})\}}{\sum_{m' \in \{A, R\}} \exp\{\mu(V_{m'} + V'_{dm'})\}} \cdot \frac{\exp\{\mu^d(V_d + V'_d)\}}{\sum_{d' \in \{I, T\}} \exp\{\mu^d(V_{d'} + V'_{d'})\}}$$



# 5. ネステッドロジットモデル

- 特に注意  $\mu^d / \mu$ 
  - 1に近い場合  $\varepsilon_d$  の影響がほとんどない→多項ロジットモデル可能.
  - 0に近い場合 下位ツリーの変化が上位の選択にほとんど影響しない.
  - 1以上 ツリーの上下関係が逆転している→ツリー構造を変える.

$$\frac{\mu^d}{\mu} = \sqrt{\frac{\text{Var}(\varepsilon_{dm})}{\text{Var}(\varepsilon_d + \varepsilon'_d)}} = \sqrt{\frac{\text{Var}(\varepsilon_{dm})}{\text{Var}(\varepsilon_d) + \text{Var}(\varepsilon_{dm})}} \leq 1$$