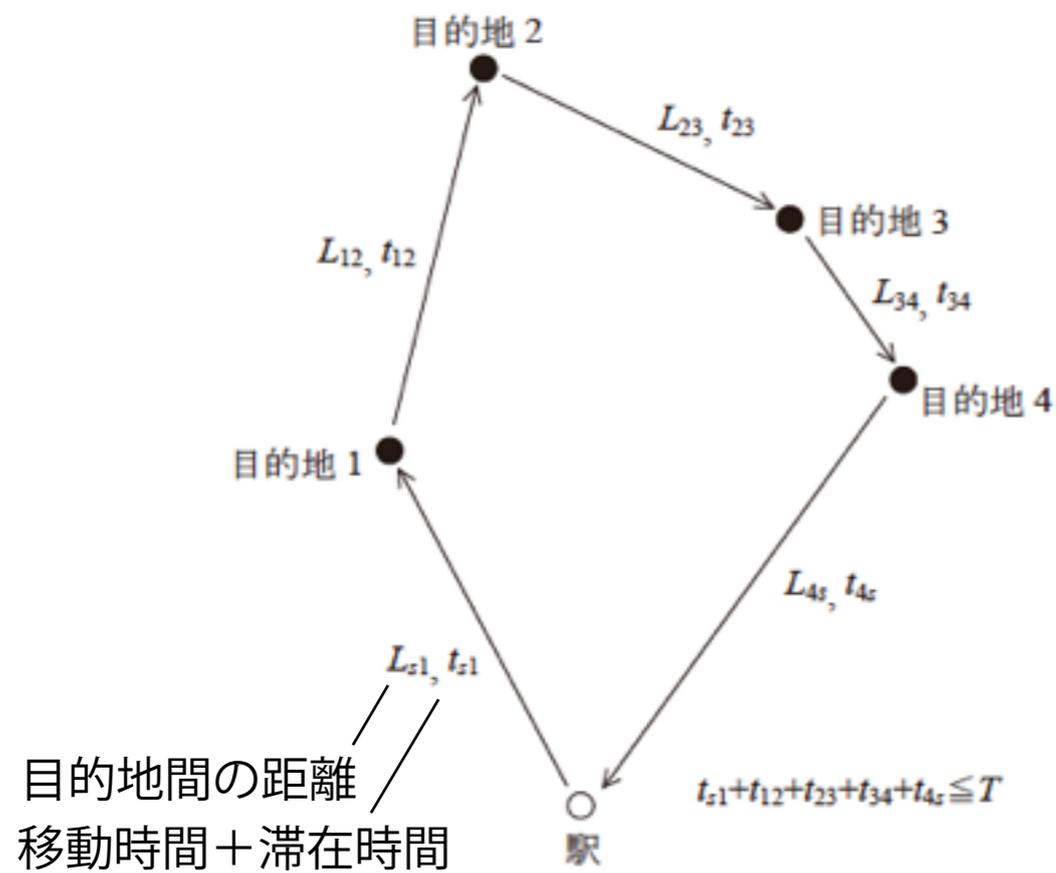


時間制約下の遷移確率に着目した 複数目的地選択肢集合の生成手法

時間制約下での複数の目的地選択行動の動的なモデルと
そのための選択肢集合生成手法の提案



対象とする問題

時間制約 T の下で複数の目的地を訪れる場合の
目的地選択行動

一連の行動で達成したい目的は予め決定

1つの目的地訪問終了の度に現在地や残り時間など
その時点での状況を考慮して以降の目的地を決定



次の目的地は、それ以降に予定する目的に対して
制約時間内で選択可能な目的地の有無やその効用の
大きさも考慮して決定される

将来的な期待効用を考慮した意思決定

Aguirregabiria and Mira (2010)

個人*i*は*k*期に状態変数*s_{ik}*を観測したとき
右式(*k*期から*K*期までの効用の合計の期待値)を
最大化する選択肢*a_{ik}*を選択する と仮定

$$E\left(\sum_{j=0}^{K-k} \beta^j U(a_{i,k+j}, s_{i,k+j}) \mid a_{ik}, s_{ik}\right)$$

割引率
(k+j)期の効用
選択肢
状態変数

Dynamic Programming(DP)問題

Bellmanの最適性原理(Bellman,1957)より

$= v(a, s_{ik})$: 選択肢別価値関数

今期の価値関数: $V(s_{ik}) = \max_{a \in A} \left\{ \underbrace{U(a, s_{ik})}_{\text{今期の効用}} + \beta \int \underbrace{V(s_{i,k+1})}_{\text{次期の価値関数}} \underbrace{dF(s_{i,k+1} \mid a, s_{ik})}_{\text{マルコフ遷移確率分布関数}} \right\}$

状態変数*s_{ik}*のうち観測可能なもの: *x_{ik}*, 観測できないもの: ε_{ik}
 ε_{ik} にi.i.d.を仮定
次期の観測可能変数*x_{i,k+1}*が今期の ε_{ik} に依存しないと仮定

$= v(a, x_{ik})$

価値関数の期待値: $\bar{V}(x_{ik}) = \int \max_{a \in A} \left\{ \underbrace{u(a, x_{ik}) + \varepsilon_{ik}(a)}_{\text{今期の効用}} + \beta \sum_{x_{i,k+1}} \underbrace{\bar{V}(x_{i,k+1}) f_x(x_{i,k+1} \mid a, x_{ik})}_{\text{遷移確率密度関数}} \right\} \underbrace{dG_\varepsilon(\varepsilon_{ik})}_{\varepsilon_{ik} \text{の分布関数}}$

ε_{ik} にガンベル分布
を仮定

$$\bar{V}(x_{ik}) = \log \left(\sum_{a=0}^J \exp \left\{ u(a, x_{ik}) + \beta \sum_{x_{i,k+1}} \bar{V}(x_{i,k+1}) f_x(x_{i,k+1} \mid a, x_{ik}) \right\} \right)$$

選択確率: $P(a \mid x_{ik}, \theta) = \frac{\exp(v(a, x_{ik}))}{\sum_{j=0}^J \exp(v(j, x_{ik}))}$

DP conditional logit model (Rust, 1987)

変数

■ 選択肢別効用関数の定式化

$$u(a, x_{ik}) = \theta_{u1} q_a * \log(\theta_{u2} t_{sik} + 1) + \theta_{u3} L_k + \theta_{u4} d_{ik}$$

$\theta_{u1} q_a$: 目的地 a の魅力度
 $\log(\theta_{u2} t_{sik} + 1)$: 滞在時間
 $\theta_{u3} L_k$: 移動距離
 $\theta_{u4} d_{ik}$: 残り時間内に到達できる目的地がある場合は1、ない場合は0をとる変数

目的地滞在の効用
 滞在時間が長いほど効用は大きくなるが、効用の増分が小さくなると仮定

移動の不効用

目的地不到達の不効用

$\theta_{u1} \sim \theta_{u4}$: パラメータ

■ 状態変数の設定

q_a : 目的地ごとの定数として設定
(目的地ノードに接続するリンクの店舗率など)

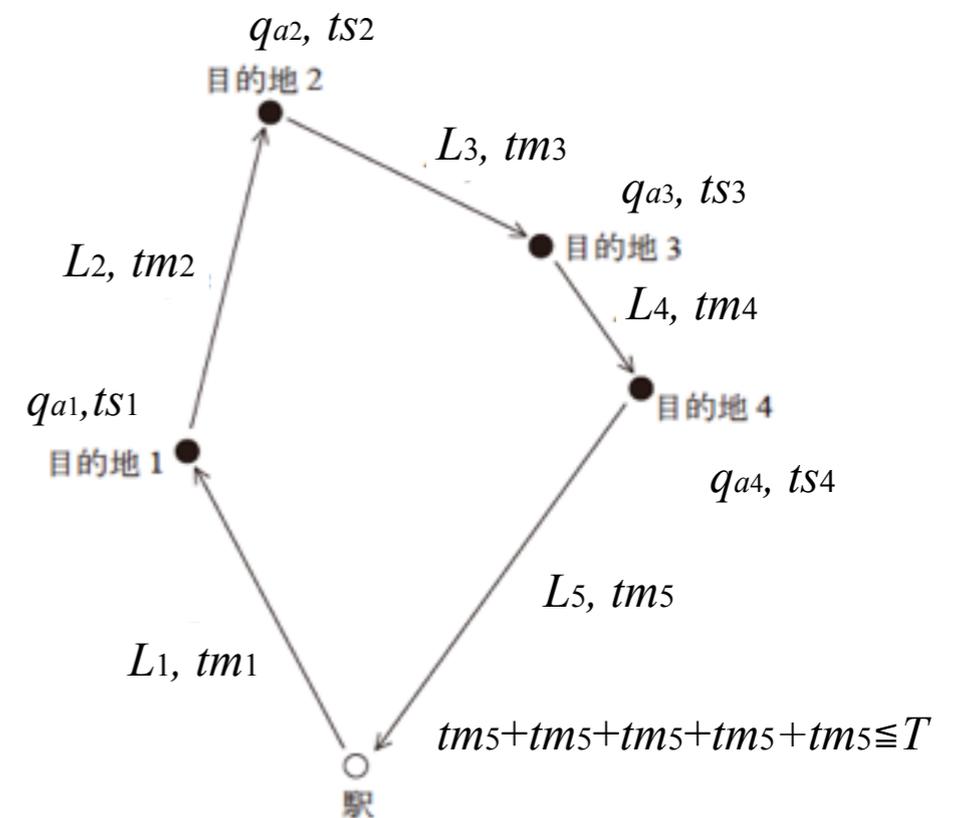
L_k : 1つ前の目的地(=k期の出発地) から次の目的地候補までの最短経路長さ

t_{sik} : 指数分布を仮定して観測データから係数を推定

d_{ik} を算出するための残り時間 T_{ik} :

$$T_{i,k+1} = T_{ik} - (tm_{ik} + ts_{ik})$$

tm_{ik} : 移動時間—最短経路長さに比例すると仮定して観測データから係数を推定



解法

ε_{ik} にi.i.d.を仮定

次期の観測可能変数 $x_{i,k+1}$ が今期の ε_{ik} に依存しないと仮定

対数尤度関数:
$$L(\theta) = \underbrace{\sum_i \sum_{k=1}^{K_i} \log P(a_{ik}|x_{ik}, \theta)}_{\text{① } a_{ik} \text{ の選択確率}} + \underbrace{\sum_i \sum_{k=1}^{K_i-1} \log f_x(x_{i,k+1}|a_{ik}, x_{ik}, \theta_f)}_{\text{② 状態変数の遷移確率}} + \sum_i \log Pr(x_{i1}|\theta)$$

x_i の初期条件:
最尤推定上は無視

Rust(1987)による簡易推定法

Step1 ②のみで②を最大化する θ_f を推定

Step2 Step1で求めた θ_f を用いて①を最大化する θ を推定

選択確率 P の計算には再帰的に求まる価値関数 \bar{V} の算出が必要

→DP問題の推定 **NFXPアルゴリズム**

Step1 任意の θ を与える

Step2 (2)により一連の \bar{V} を計算
 m ステップ目の値を \bar{V}^m とする

Step3 (1)により P を計算

Step4 $\bar{V}^m - \bar{V}^{m-1}$ が収束条件値以下となるまでStep2以降を繰り返す

$$P(a|x_{ik}, \theta) = \frac{\exp(v(a, x_{ik}))}{\sum_{j=0}^J \exp(v(j, x_{ik}))} \quad (1)$$

$$v(a, x_{ik}) = u(a, x_{ik}) + \beta \sum_{x_{i,k+1}} \bar{V}(x_{i,k+1}) f_x(x_{i,k+1}|a, x_{ik})$$

$$\bar{V}(x_{ik}) = \log \left(\sum_{a=0}^J \exp \left\{ u(a, x_{ik}) + \beta \sum_{x_{i,k+1}} \bar{V}(x_{i,k+1}) f_x(x_{i,k+1}|a, x_{ik}) \right\} \right) \quad (2)$$