再帰型経路選択モデルのリンク集合がパラメータ推定に与える影響

AH15026　加藤　茜

指導教員　岩倉　成志

1. 背景・目的

経路選択モデルのパラメータは交通量配分に大きな影響を与えるため，パラメータ推定の精度向上が求められる．Fosgerau et al.(2013)が提案した再帰型経路選択モデル(以下 RL モデル)は，経路をリンクの組合せとみなすことで，経路選択肢集合を生成せずに推定することができる．そのため，経路列挙が困難な道路ネットワーク上への適用が期待される．しかし，RL モデルのパラメータ推定値はネットワーク規模に影響されると考えられ，精度の信頼性に疑問が残る．そこで経路列挙が必要なロジットモデル(MNL モデル)と RL モデルのパラメータ推定から，ネットワーク規模がパラメータ推定に与える影響を考察する．

2. 分析方法

2.1. 仮想ネットワークの作成

6×6 の格子状ネットワークを設定し，ノード(点)集合をv (要素数 36)，リンク集合をA (要素数 118)とする．ノードiからjへ向かうリンク LOS (t_{ij})は以下の式(1)で与える．対面リンク LOS (t_{ji})も同じ値とする．

$$t_{ij} = t_{ji} = 10 + \delta_{ij} \tag{1}$$

δ_{ij}：−1.0 以上 1.0 未満の一様乱数．

2.2. 実績経路データ構築

以下を条件に効用が最大となる経路を探索する．

・1 つのノードを 2 度以上通らない．

・起点O =1,2,⋯,35 ，終点D =36 とする．

(起点の異なる 35 の効用最大経路データを得る)

・終点D =36 からダミーリンク dを追加する．

・起点Oの経路のうち r 番目の経路の効用U_r^Oは，パラメータ β=0.5 として以下の式(2)で与える．

$$U_r^O = -\beta \times T_r^O + \varepsilon_r^O,\ \ r = 1, 2, \cdots \in R(O) \tag{2}$$

T_r^O:経路 LOS．通過するリンク LOS の総和とする．

$R(O)$：起点Oの経路集合．なお，起点O＝1 のときの全経路数$|R(1)|$は 1,262,826 経路である．

ε_r^O：効用の誤差項．正規乱数$N(0,1)$を与える．

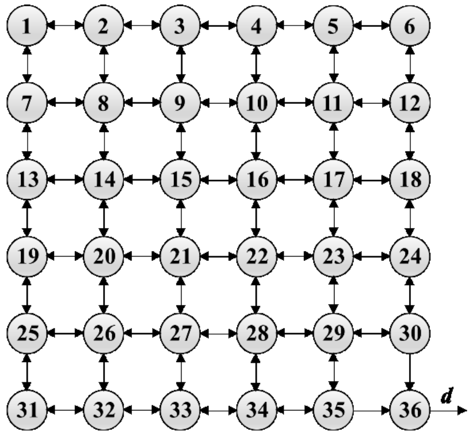

図 1　仮想ネットワーク

2.3. パラメータ推定のための尤度関数

2.3.1. MNL のパラメータ推定

効用最大経路を実績経路として，式(3)で与える対数尤度関数Lを最大にするパラメータβを推定する．

$$L(\beta) = \sum_{n=1}^{35}\sum_{r=1}^{R(O)} \delta_{rn} \ln P = \sum_{n=1}^{35}\sum_{r=1}^{R(O)} \delta_{rn} \ln\left(\frac{e^{-\beta T_r^O}}{\sum_{r' \in R} e^{-\beta T_{r'}^O}}\right) \tag{3}$$

δ_{rn}：実績経路を 1，それ以外を 0 とする変数．

2.3.2. RL のパラメータ推定

リンクkにいる旅行者nは，即時効用$v_a = -\beta t_a$と，リンク a からダミーリンク d までの期待効用V_a^dとの和を最大化するようにリンクaを逐次的に選択する．

$$V_k^d = E\left[\max_{a \in A(k)} (-\beta t_a + V_a^d)\right],\ \ \forall k \in \mathrm{A} \tag{4}$$

$z_k = e^{V_k}$，$M_{ka} = e^{-\beta t_a}(a \in A(k))$を要素とする行列 $\mathbf{z}$(|A|×1)，$\mathbf{M}$(|A|×|A|)を定義すると，式(5)を得る．

$$\mathbf{z} = \mathbf{Mz} + \mathbf{b} \ \ \Leftrightarrow \ \ \mathbf{z} = (\mathbf{I} - \mathbf{M})^{-1}\mathbf{b} \tag{5}$$

$\mathbf{b}$(|A|×1)：d 行のみ 1，それ以外 0 とする行列．

リンク系列$\{k_i\}_{i=0}^{I}$で与えられる経路を選択する確率 P を式(6)，対数尤度関数 L を式(7)で与える．

$$P = e^{-V(k_0)} \prod_{i=0}^{I-1} e^{v(k_{i+1}|k_i)} \tag{6}$$

$$L(\beta) = \sum_{n=1}^{35}\left\{\left[\sum_{i=1}^{I-1} v_{(k_{i+1}|k_i)}\right] - V_{(k_0)}\right\} \tag{7}$$

3. 分析結果

3.1. パラメータ推定値の変動

3.1.1. MNL による推定結果

図 2 では効用が高い上位 n 経路を選択肢とした推定結果を示す．選択肢数が 40 を超えると安定し，推定値は β＝0.7 に収束する． **図 3** では，効用が低い経路も含めてランダムに抽出した n 経路を選択肢とした．推定値は選択肢数が 40 万以上で β＝0.5 に落ち着いた．選択肢数が十分にないと，ランダム抽出した選択肢の効用が取るに足りないほど小さく，実績経路の選択確率 (式(3)の P) が 1 に近づくため，対数尤度が 0 に収束して正しくパラメータを推定できない．

3.1.2. RL による推定結果

ネットワークのリンク数を，実績経路が通過する 47 リンクから全 118 リンクまで変動させて推定した結果を**図 4** に示す．リンク数を増やすとパラメータ推定値は大きくなり，リンク数 60 で β＝0.65 となり，その後は変化しない結果となった．

3.2. 対数尤度の変動

選択肢数 n＝40(効用が高い 40 経路)と，n＝50 万経路(ランダム抽出)とした MNL モデル，およびネットワークのリンク数 |A|＝60，118 とした RL モデルの 4 つの対数尤度を**図 5** に示す．リンク数 60 とした RL モデルの対数尤度を除いて，対数尤度は β＝0 に近づくと負に大きくなり，β>0.2 の範囲でなだらかな曲線となっている．また，リンク数 60 の対数尤度(RL)は，β が 0 に近づいても大きく減少せず，β>0.3 でリンク数 118 の対数尤度(RL)と一致する．この結果から，RL モデルではネットワークからある程度リンクを除外しても，パラメータ推定に影響しないことがわかった．

4. まとめ

MNL モデルと RL モデルの選択肢集合を変動させて推定した結果，選択肢が増加するほどパラメータ推定値は大きくなることがわかった．また，MNL モデルでは 40 経路以上で，RL モデルでは 60 リンク以上で安定して推定できた．よって，通過可能性の低い選択肢を選択肢集合から除外しても，パラメータ推定値にはほとんど影響を与えない．そのため，ネットワーク規模を縮小して安定的にパラメータを推定する方法のさらなる検討をおこなうべきである．

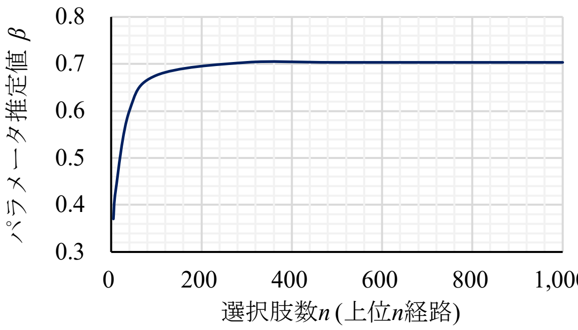

図 2　効用が上位 n 経路でのパラメータ推定(MNL)

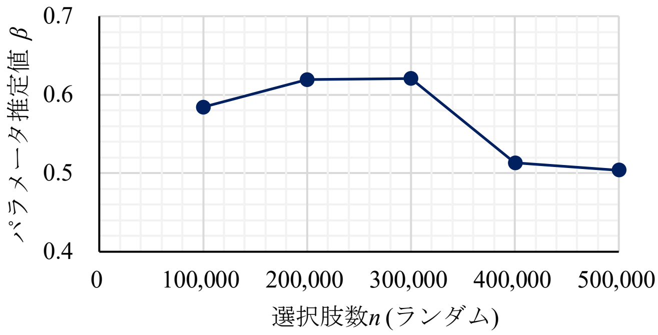

図 3　ランダム抽出によるパラメータ推定(MNL)

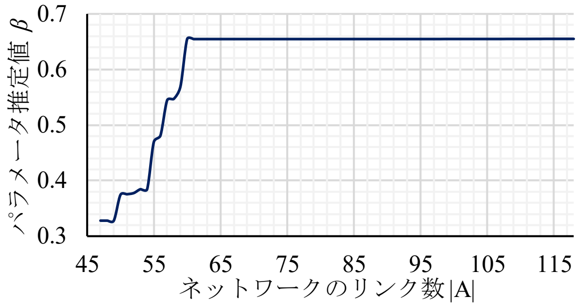

図 4 リンク集合を変動させたパラメータ推定値(RL)

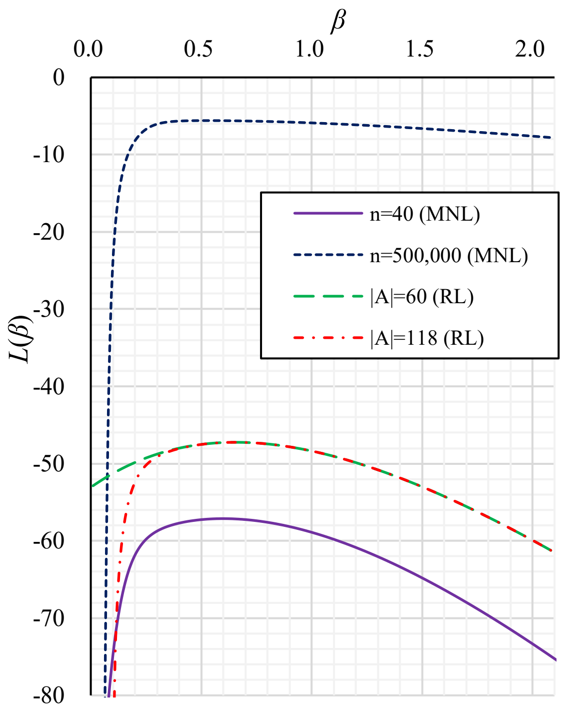

図 5　対数尤度の変動