

再帰型経路選択モデルの選択枝集合がパラメータ推定に与える影響

芝浦工業大学 学生会員 ○加藤 茜
芝浦工業大学 正会員 岩倉 成志

1. 背景・目的

Fosgerau et al.(2013)が提案したリンクベースの再帰型経路選択モデル(以下 RL モデル)は、経路選択枝を列挙しないため、道路ネットワーク上への適用が期待される。ただし、RL モデルが想定する経路選択枝はネットワーク上の周回を含む全経路であり、その数は無限大である。選択枝集合の規模による推定精度への影響は明確に示されておらず、RL モデルの精度分析が求められる。そこで本研究では、仮想ネットワーク上における RL モデルでのパラメータ推定値と、全経路に近い経路を列挙した多項ロジットモデル(以下 MNL モデル)でのパラメータ推定値の変動分析から、選択枝集合が推定精度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

図1のような6×6格子状ネットワークを設定する。終点はノード36とし、起点をノード1から35まで変動させて35サンプル作成する。ネットワークには118リンク存在し(数字はリンク番号を表す)、リンク集合をAと表記する。終点(ノード36)からはダミーリンクdを追加する。

各リンク距離として、9以上11未満の一樣乱数を与える。対面のリンク距離も同じ値とする。

2.2. 実績経路データ構築

1つのノードを2度以上通らない条件で、各起終点ペアのネットワークに含まれる全経路を列挙する(対象とする経路は周回を含まない)。起点ノード1のとき、全経路数は1 262 816である。それぞれの経路には式(1)の経路効用を与え、効用が最大となる経路を実績経路とする。

$$U_r = -\theta C_r + \varepsilon_r \quad (\forall r \in R) \quad (1)$$

θ : 経路距離のパラメータ。 $\theta = 0.5$ と設定する。

C_r : 経路 r の経路距離。経路を構成するリンク距離の総和で与える。

ε_r : 経路 r の経路効用の確率項。平均0, 標準偏差1のガンベル分布乱数で与える。

R : 起終点ペアのネットワークに含まれる経路集合。

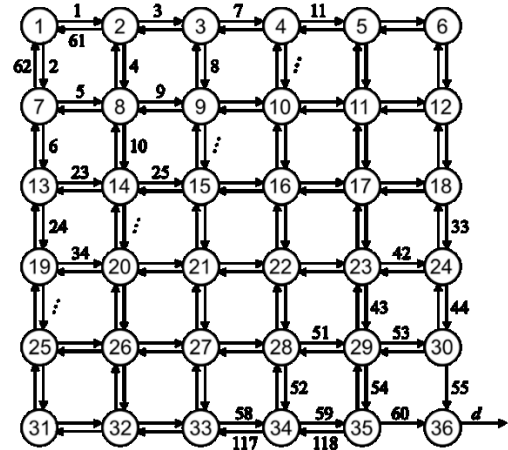


図1 仮想ネットワーク

2.3. 経路選択確率の定義

2.3.1. MNL モデルの経路選択確率

$$P_r = \frac{\exp(-\theta C_r)}{\sum_{r' \in R} \exp(-\theta C_{r'})} \quad (2)$$

2.3.2. RL モデルの経路選択確率

RL モデルにおいて経路の選択確率は経路を構成するリンク選択確率(式(3))の総乗である。このとき、 v_a はリンク a の即時効用、 V_a^d はリンク a からダミーリンク d までの最大効用の期待値である。本研究では、 $v_a = -\theta t_a$ と定義する。

$$p_a = \frac{\exp(v_a + V_a^d)}{\sum_{a' \in A(k)} \exp(v_{a'} + V_{a'}^d)} \quad (3)$$

効用最大経路である実績経路をリンク系列 $\{k_i\}_{i=0}^l$ で表すと、このときの対数尤度は式(4)で表せる。

$$LL(\theta) = \sum_{n=1}^{35} \left\{ \left[\sum_{i=1}^{l-1} v_{k_{i+1}} \right] - V_{k_0}^d \right\} \quad (4)$$

3. 分析結果

3.1. パラメータ推定結果

リンク距離の異なる5つのネットワークを作成し、MNLモデル(選択枝: 1 262 816 経路)、RLモデルでパラメータ推定をおこなった(表1)。 $\theta = 0.5$ と比較するとパラメータは過大推定される傾向が強いといえる。また、リンク距離の平均値が大きく、標準偏差が小さいほどパラメータは大きく推定されると考えられる。ただし、推定値のばらつきが大きく、経路効用の確率項が作用していることがわかる。

キーワード: link based Recursive Logit model, 選択枝集合, 経路選択モデル

連絡先: 〒135-8548 東京都江東区豊洲3-7-5 09C32 芝浦工業大学 交通計画研究室 TEL: 03-5859-8354

3.2. パラメータ推定値の変動(ネットワーク 1)

3.2.1. MNL モデルによる推定結果

経路選択枝の設定を、効用の高い 10 経路, 20 経路, …, 1 262 816 経路とした場合(図 2)と、効用が低い経路も含めて 10 万経路, 20 万経路, …, 1 262 816 経路をランダムに抽出した場合(図 3)でパラメータ推定をおこなった。選択枝が増加するほど推定値 θ は大きくなり、図 2 では経路選択枝数 $i=100$ 以上で $\theta=0.68$ に収束する。一方、図 3 では $i=100\ 000$ で $\theta=0.54$ となり、以降は緩やかに増大している。よって、選択枝に効用の高い経路が多く含まれるとパラメータが大きく推定される傾向にあると考えられる。

3.2.2. RL モデルによる推定結果

ネットワークの 118 リンクのうち、実績経路が通過しない 69 リンクを削除して 49 リンクのネットワークでパラメータ推定をおこなうと、 $\theta=0.68$ となった。また、49 リンクから 1 リンクずつ、リンク番号が小さい順に追加して推定した結果を図 4 に示す。番号が小さいリンクを追加するとパラメータ推定値は大きく増大し、リンク番号が 60 より大きいリンクを追加しても推定値は変化しない結果となった。よって、適当なリンクを削除してネットワーク規模を小さくしても推定値に影響を与えないと考えられる。

3.3. 対数尤度の変動

選択枝が膨大であると尤度関数の一次微分値が極めて小さくなると予想されるため、選択枝集合を変更して最終尤度を比較する。経路選択枝数 $i=20$ (効用上位経路)、 $i=1\ 262\ 816$ の対数尤度(MNL モデル)と、ネットワークに含まれるリンク数 $|A|=60$ (リンク番号 1~60)、 $|A|=118$ の対数尤度(RL モデル)を図 5 に示す。 $i=20$ の対数尤度は $i=1\ 262\ 816$ の対数尤度と比較して 0 に近い値をとり、凸性が高い。一方、リンク数 60, リンク数 118 の対数尤度は、 $\theta > 0.3$ で同じ形状となった。ただし、RL モデルでは、 $\theta < 0.1$ で対数尤度が計算できなかったが、リンクを削除した 60 リンクのネットワークでは対数尤度が計算できている。この結果から、ネットワークを小さくしたことにより計算可能性を高められることが示された。

4. まとめ

MNL モデルと RL モデルの選択枝集合を変動させて推定した結果、選択枝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、RL モデルでは適当なリンクをネットワークから削除しても推定値に影響しないことがわかり、ネットワーク規模を縮小することで安定的にパラメータ推定がおこなえる可能性が示された。

表 1 リンク距離を変動させたパラメータ推定値

ネットワークNo.		1	2	3	4	5
リンク距離	平均	9.952	10.016	9.939	10.111	10.043
	標準偏差	0.310	0.335	0.342	0.275	0.338
パラメータ推定値	MNL	0.684	0.782	0.445	0.906	0.452
	RL	0.767	0.870	0.636	0.746	0.464

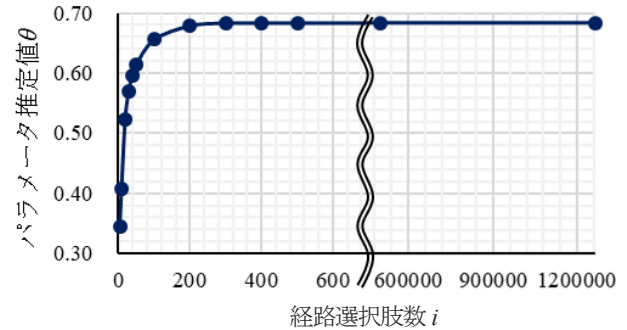


図 2 効用上位経路を選択枝集合としたパラメータ推定

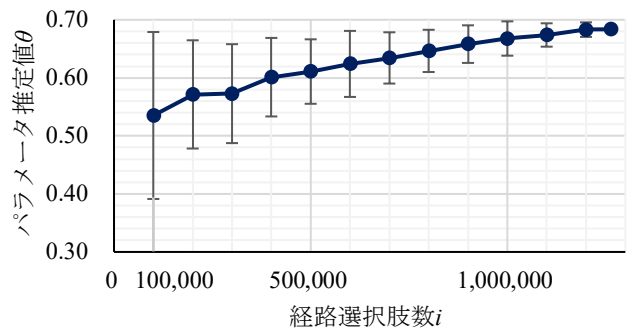


図 3 ランダム抽出した選択枝集合でのパラメータ推定

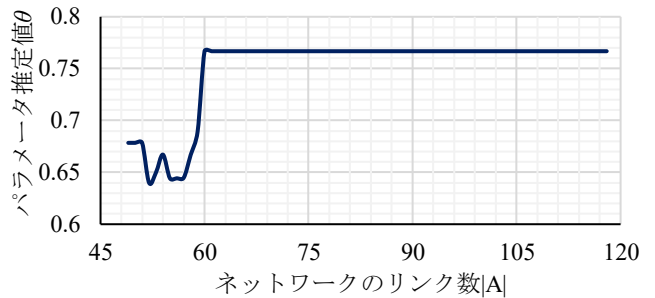


図 4 リンク集合を変動させたパラメータ推定値(RL)

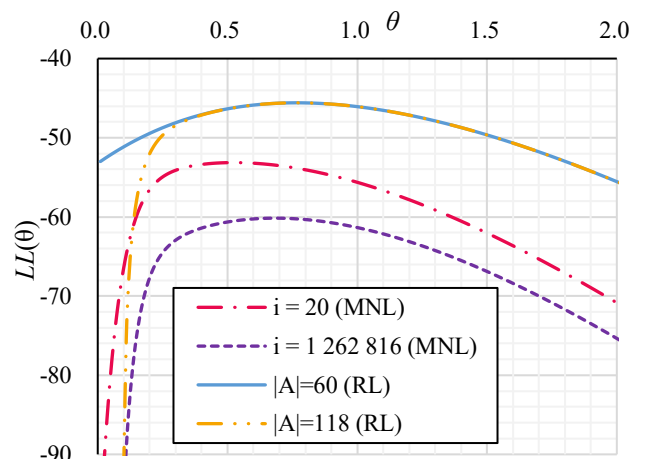


図 5 対数尤度の変動