2008.9/20-21

混雑内生型離散選択モデルの開発と構造推定

行動モデル夏の学校＠東大

東京工業大学大学院

博士課程2年　柳沼秀樹

yaginuma@plan.cv.titech.ac.jp

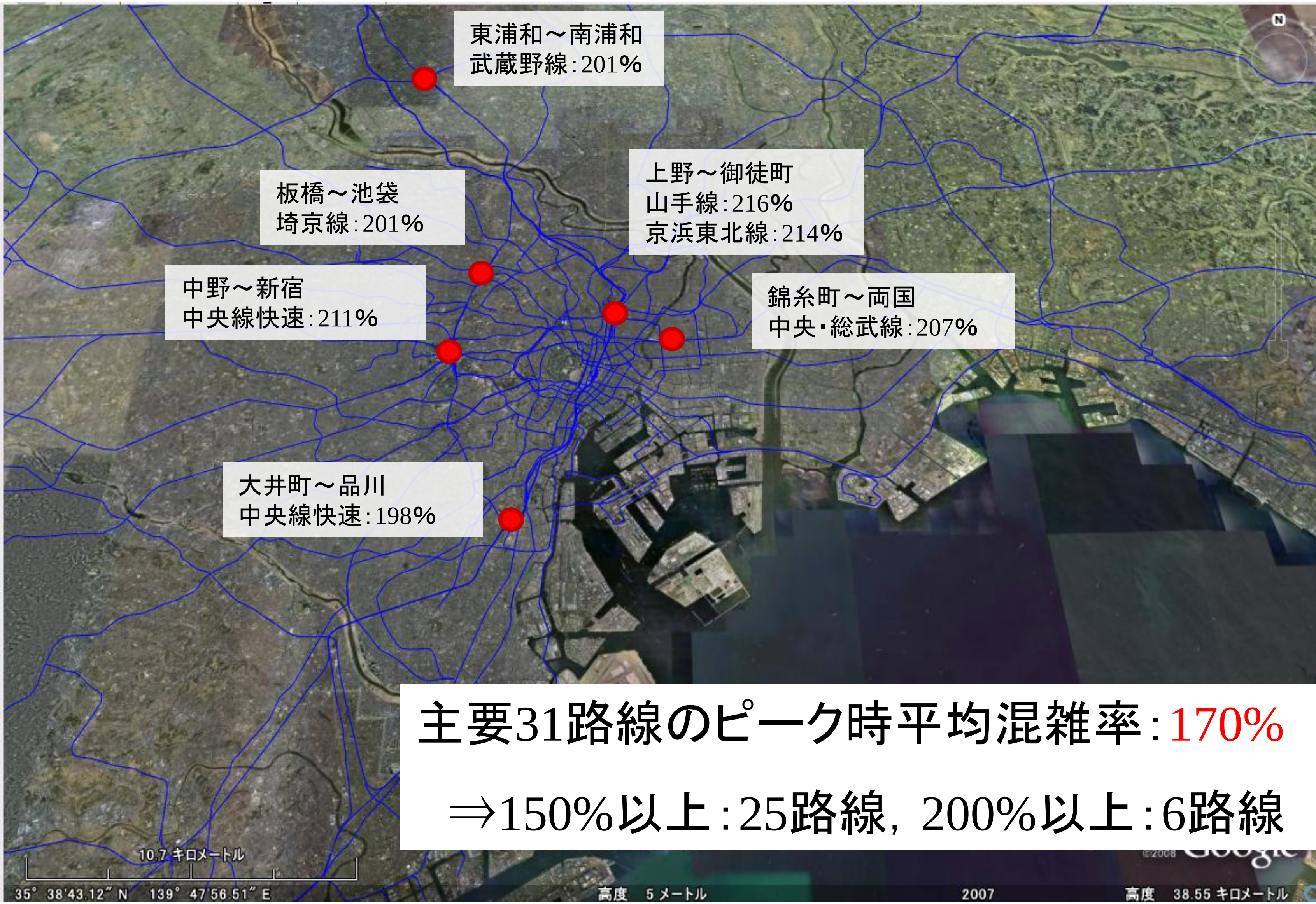
都市鉄道の現状

運輸政策18号答申：

平均混雑率150%以下を目指す（個別路線では180%以下）

- ピーク時の高い混雑率
- 駅周辺部における速度低下と遅延の発生
- 乗り換えによる駅内混雑

主要路線の混雑率



主要31路線のピーク時平均混雑率：170%

⇒150%以上：25路線，200%以上：6路線

混雑緩和施策

- 供給施策を中心に展開

  新線整備，複々線化，相互直通運転

  ⇒ 財政制約，空間制約により厳しい…

- TDM施策の調査・検討 総合規制改革会議（2001~2003）等

  時間差課金制度，フレックスタイム制度の促進

  ⇒ 通勤費用を補助している企業に対しても有効

- 容積率緩和と混雑課金 規制改革・民間推進会議（2006~2007）

  ポリシーミックスによる新たな政策展開（八田等，2000～）

政策効果の定量的手法が必要

モデルの全体像

時間差課金制度
による企業負担と通勤者負担

税制優遇策
による時刻・制度別税率

容積率緩和
による企業立地の変化

企業

始業時刻選択
労働制度選択

企業間関係
（空間・時間集積）

正の外部性

通勤者の不効用

通勤者

始業時刻制約

出発時刻選択
経路選択

鉄道混雑

負の外部性

相互直通運転
による鉄道ネットワークの変化

輸送力増強
による線路容量の変化

企業と通勤者を考慮したモデルを構築
⇒外生的な政策シナリオを用いた評価システム

今回は出発時刻選択に着目

通勤者の選択行動

始業時刻制約と混雑外部性が支配的な要因

- 始業時刻制約 ⇒ 企業との相互作用

  早着や遅着（スケジュールコスト変数）に影響

- 混雑外部性 ⇒ 鉄道主体＋通勤者間の相互作用

  通勤者の選択（交通量）と輸送力に依存

出発時刻選択を対象に，通勤者間に働く混雑外部性（相互作用）を明確に取り込んだ行動モデルの構築

混雑を内生化した離散選択モデルの構築

内生化の意味

混雑外部性(他者の選択)を考慮した選択行動

ゲーム理論における最適応答に該当

内生化はゲーム論的な均衡との整合を意味
⇒通勤者間における戦略的行動を表現

➢モデルの設定

N-personの出発時刻選択を想定

- プレイヤー: N 人とし，ある個人をaとする.
- 戦略: s_i^a は選択肢数 T の戦略集合 s^a から i を選択

基本モデルの導出

➢効用関数

$$u_i^a = \beta X_i^a + \theta h_i(n_i) + \epsilon_i^a$$

1項は個人効用項 X_i^a : 個人属性, β : パラメータ

2項は相互作用項 n_i : 利用者数, θ : パラメータ

3項はタイプ（誤差項）

私的情報 : 個人のみが知る情報
⇒ 分析者＋他プレイヤーはunknown

➢期待効用

$$E_{\epsilon^{-a}}[u_i^a] = \beta X_i^a + \theta h_i(E_{\epsilon^{-a}}[n_i^{-a}]) + \epsilon_i^a$$

他者のタイプベクトル $\varepsilon^{-a} = \{\varepsilon^1, \cdots, \varepsilon^{a-1}, \varepsilon^{a+1}, \cdots \varepsilon^N\}$ に依存

基本モデルの導出

- **Bayesian Nash Equilibrium**

$$s^a(\epsilon^a)^* \in \underset{s^a}{\operatorname{argmax}}\ E_{\epsilon^{-a}}[u_i^a]$$

期待利得が最大となる戦略を選択する

$$\Rightarrow\quad p_i^a = \mathrm{Prob}(E_{\epsilon^{-a}}[u_i^a] \geq E_{\epsilon^{-a}}[u_j^a])\ \forall j \neq i$$

- **選択確率**

Logit型選択モデル（Model 1）⇒全個人が従う

$$p_i^a = \frac{\exp(\beta X_i^a + \theta h_i(E_{\epsilon^{-a}}[n_i]))}{\sum_{j\in T}\exp(\beta X_j^a + \theta h_j(E_{\epsilon^{-a}}[n_j]))}$$

混雑外部性の特定化

➢混雑外部性

期待利用者数を選択確率の総和として定義

$$h_i(E_{\epsilon^{-a}}[n_i^{-a}]) = h_i\left(\sum_{-a \in N} p_i^{-a}\right)$$

➢ 具体的な特定

交通量（シェアで重み付け）と輸送力で定義

$$h_i(\cdot) = \frac{OD_T(N^{-1}\sum_{a=1}^{N} p_i^a)}{C_i}$$

OD_T :選択対象時間内の総交通量, C_i :輸送力

Typeの異質性

➢効用関数

$$u_i^a = \beta X_i^a + \theta h_i(n_i) + [\psi_i^a + \eta_i^a]$$

タイプを観測可能な異質性と観測不可能な要因に分解

確率分布 $f(\cdot|\Omega)$　　IIDガンベル分布

➢選択確率

Mixed Logit型モデル（Model 2）

$$p_i^a = \int \frac{\exp(\beta X_i^a + \theta h_i(E_{\epsilon^{-a}}[n_i]) + \psi_i^a)}{\sum_{j \in T} \exp(\beta X_j^a + \theta h_i(E_{\epsilon^{-a}}[n_j]) + \psi_j^a)} f(\psi^a|\Omega) d\psi^a$$

推定手法

➢構造推定

- 誘導型を導くことが困難
- 識別問題や構造パラメータとの不一致

➡ 構造モデルから直接パラメータを推定

➢擬似最尤推定

- 選択確率式の入れ子構造（内生性）

$\Rightarrow$ 通常の最尤法による推定は困難

➡ 適切な他者確率を用いた疑似尤度の最大化

NPL (Nested Pseudo Maximum Likelihood)

Step0:尤度関数

$$LL(\Theta, P^0) = \sum_{a\in N}\sum_{i\in T} \ln(p_i^a)\cdot\delta_i^a$$

Step1:初期値設定

観測値等のノンパラな頻度分布を $\hat{P}^0$ とする

Step2: 疑似尤度の最大化

$$\hat{\Theta} = \underset{\Theta}{\operatorname{argmax}}\ LL(\Theta, \hat{P}^0)$$

Step3: $\hat{P}^0$ の更新

選択確率を算出して $\hat{P}^0$ を更新

Step4: 繰り返し計算

収束するまで初期値(確率)の更新と最大化を実行

モデルの設定

➢状況設定

6:00から9:59を30ピッチとする8選択肢の出発時刻選択

➢効用関数

$$u_i^a = \beta_{ET} ET_i^a + \theta_{CRI} CRI_i^a$$

$\Rightarrow$ Model 2は相互作用項がランダム係数とする

個人効用項:早着不効用

$$ET_i^a = ST_i^a - (DT_i^a + t_i^a)$$

相互作用項:混雑不効用

$$CRI_i^a = t_i^a \cdot h_i(\cdot)$$

ST_i^a :始業時刻

$DT_i^a = s_i^a$:出発時刻

t_i^a :鉄道乗車時間

仮想データ生成

➢ 変数生成

総交通量を10000人，総輸送力を総交通量×0.8

⇒ 利用割合，輸送割合を用いて時間別に作成

- 鉄道所要時間：平均45分，分散15分の正規分布
- 始業時刻：一様乱数を累積始業割合の区間に対応

	6:00	6:30	7:00	7:30	8:00	8:30	9:00	9:30	10:00
利用割合	0.029	0.052	0.094	0.162	0.237	0.184	0.117	0.075	-
輸送割合	0.064	0.077	0.128	0.167	0.167	0.141	0.141	0.115	-
始業割合	-	-	-	-	0.050	0.250	0.500	0.100	0.100
累積始業割合	-	-	-	-	0.050	0.300	0.800	0.900	1.000

$\beta_{ET} = -4.0, \theta_{CRI} = -3.0, \sigma_{CRI} = 0.5$として効用を算出

推定結果 1（モデルの比較）

Model 1 とModel 2を推定

⇒ 1000サンプル100セットのデータでの推定結果

Model 1

	β_{ET}	θ_{CRI}
真値	−4.000	−3.000
平均	−3.530	−0.873
標準偏差	0.187	0.138
最小	−3.969	−1.190
最大	−3.084	−0.591
レンジ	0.885	0.599
平均初期尤度	−1572.376	
平均最終尤度	−1087.959	
修正尤度比	0.307	
収束データ数	94	

Model 2

	β_{ET}	θ_{CRI}	σ_{CRI}
真値	−4.000	−3.000	0.500
平均	−3.148	−0.933	0.030
標準偏差	0.150	0.211	0.160
最小	−3.519	−1.290	−0.148
最大	−2.749	−0.555	1.005
レンジ	0.770	0.736	1.153
平均初期尤度	-1,572.303		
平均最終尤度	-1,059.706		
修正尤度比	0.326		
収束データ数	70		

係数は過小に推定　⇒特に σ_{CRI}

異質性の考慮により説明力は向上？

推定結果 2（サンプル数の変化）

サンプル数を変化させたModel 1 の推定

⇒ 各サンプル100セットのデータでの推定結果

	sample 500		sample 1000		sample 2500		sample 5000	
	β_{ET}	θ_{CRI}	β_{ET}	θ_{CRI}	β_{ET}	θ_{CRI}	β_{ET}	θ_{CRI}
真値	−4.000	−3.000	−4.000	−3.000	−4.000	−3.000	−4.000	−3.000
平均	−3.100	−0.928	−3.146	−0.983	−3.141	−1.080	−3.141	−1.111
標準偏差	0.182	0.291	0.162	0.246	0.100	0.176	0.076	0.015
最小	−3.439	−1.397	−3.725	−1.386	−3.436	−0.698	−3.345	−1.452
最大	−2.762	−0.089	−2.781	−0.420	−2.930	0.146	−2.934	−0.787
レンジ	0.677	1.308	0.944	0.966	0.505	0.745	0.411	0.665
平均初期尤度	−785.445		−1571.724		−3928.841		−7861.476	
平均最終尤度	−533.355		−1058.986		−2654.781		−5317.358	
修正尤度比	0.320		0.326		0.324		0.323	
収束データ数	67		78		86		94	

推定値に系統的なバイアスが発生

分散の減少，収束の安定性に寄与

利用者均衡配分との関係

利用者均衡配分

Wordrop均衡とN人ゲームにおけるNash均衡と等価.

SUEは情報不完備を仮定しているためBNEと等価?

⇓

提案モデルは確率的利用者均衡配分と等価

⇒数理的な証明が必要…

本研究の特徴とは？

BNEの下で効用関数を構成する変数の構造パラメータが推定できる

課題

- <u>利用者均衡との理論的整合性</u>
- <u>パラメータ推定特性に関する分析の蓄積</u>

  初期値依存等の推定特性

  実データによる推定(大都市センサスをもちいて実施中)
- <u>多肢選択における均衡パターン⇒複数均衡</u>

  理論的な均衡パターンの検証(係数の符号や大小関係)

  推定手法の検討(GA+NPL, MPEC)
- <u>動的モデルへの展開</u>

  混雑現象は日々の繰り返しゲーム?

  ⇒MDPに基づくDynamic Discrete Gameへの展開

今後の展開

- 出発時刻と経路の同時選択モデル

  両者を統合したモデルの構築

  首都圏の鉄道ネットワークを対象に検討

- 企業行動モデルの構築

  ゲーム論的モデルとして定式化＋構造推定

- 実験手法を用いたデータ取得

  ゲーム的状況を再現した仮想設問に対する実験

やることはたんまりあります・・・

ご清聴ありがとうございました