

夏学期ゼミ2021 #11

A Dynamic Discrete Choice Activity-Based Travel Demand Model

Oskar Blom Västberg, Anders Karlström, Daniel Jonsson, Marcus Sundberg

Transportation Science Vol. 54, No. 1, (2020), pp. 21-41

5月21日
B4 近藤愛子

- Introduction
- マルコフ決定過程の生成
- DDCM
- ケーススタディ
- Discussion
 - NLモデルに対する優位性
 - 選択肢毎の相関
 - 目的地サンプリング

- すべての移動は、活動需要に派生している
 - 移動は、
活動の制約条件(最早出発時間, 最遲到着時間), 移動コスト, 可能移動モード等のトレードオフ
 - 移動-活動パターンの選択モデルは、政策評価においても有用
- 活動-移動パターンの選択肢が膨大
 - 既往研究ではNL・逐次的に活動と移動を記録していくモデル等

- Dynamic Discrete Choice Model (DDCM)の導入
 - 日常活動のモデリング（日を跨ぐ移動でない）
 - マルコフ決定過程→ 必須活動・過去の行動による「時空間制約」を課せる
状態間ループの回避→ 目的地の選択肢を大きくできる(1240)
 - 時間を連続変数として扱う
 - 旅行時間の不確実性を考慮

- 状態 $s_k \in S$ （全状態集合）
- 行動 $a_k \in C(s_k) \in C$ （状態 s_k のときに選択できる行動集合, 全行動集合）
- s_k にて a_k を選択し、 s_{k+1} に到達する確率密度関数 $q(s_{k+1} | a_k, s_k)$
- 一時効用 $u(s_k, a_k, s_{k+1})$
- 価値関数 $V(s) = \max_{\pi} E_s \left\{ \sum_{k=0}^K u(s_k, a_k, s_{k+1}) \mid s_0 = s, a_k = \pi(s_k) \right\}$

マルコフ過程 $\rightarrow u, C(s_k)$ は s_k, a_k に依り、履歴によらない
*状態 s_k に履歴を含ませられるので問題ない

• 状態 s_k

$$s_k = \begin{pmatrix} t \\ l \\ p \\ \tau \\ m \\ h \\ \epsilon_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{time-of-day} \\ \text{location} \\ \text{purpose of previous action} \\ \text{time spent on current purpose } p \\ \text{previous/main mode of transport} \\ \text{activity history} \\ \text{random state vector} \end{pmatrix}$$

$$\in \left\{ \begin{array}{l} [0, T] \\ \{1, 2, \dots, N_L\} \\ \{p_1, \dots, p_{N_P}\} \\ \{0, N_T\} \\ \{m_{\text{stay}}, m_1, \dots, m_{N_m}\} \\ \{1, 2, \dots, N_h\} \\ \mathbb{R}^{N_C} \end{array} \right\} \dots (3)$$

• 行動 a_k

$$a_k = \begin{pmatrix} \tilde{d} \\ \tilde{m} \\ \tilde{p} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{destination} \\ \text{mode-of-transport} \\ \text{purpose} \end{pmatrix}$$

$$\in \left\{ \begin{array}{l} \{1, 2, \dots, N_L\} \\ \{m_{\text{stay}}, m_1, \dots, m_{N_m}\} \\ \{p_1, \dots, p_{N_P}\} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} L \\ M \\ P \end{array} \right\} \dots (2)$$

$x_k = (t, l, p, \tau, m, h,)$ とおくと, $s_k = (x_k, \epsilon_k)$

- 状態 s_k の時の選択肢集合
 $= a_k$ の選択肢集合 $= C(x_k)$

以下の2つのいずれか

1. 留まる

$$\begin{aligned} \tilde{m} &= m_{\text{stay}} \\ \tilde{d} &= l \quad (\text{同じ場所}) \\ \tilde{p} &= p \quad (\text{同じ目的}) \end{aligned}$$

2. 新しいmodeで移動

$$\begin{aligned} \tilde{m} &\in M(m) \\ \tilde{d} &\in L \\ \tilde{p} &\in P \end{aligned}$$

$a_k \in C(s_k) = C(x_k)$
 ∴ 選択肢は誤差ベクトル ϵ に寄らない

$C(x_k)$ は以下のように書ける

$$C_{\text{travel}}(h, m) = \left\{ \begin{array}{l|l} \tilde{d} & \tilde{d} \in L \\ \tilde{m} & \tilde{m} \in M(m) \\ \tilde{p} & \tilde{p} \in P(h), \tilde{d} \in L_{\text{act}}(\tilde{p}) \end{array} \right\}$$

$$C_{\text{stay}}(l, p) = \left\{ \begin{array}{l} l \\ m_{\text{stay}} \\ p \end{array} \right\}$$

⇓

$$C(x_k) = \left\{ \begin{array}{ll} C_{\text{travel}}(h, m) \cup C_{\text{stay}}(l, p) & \text{if } 0 < \tau < \tau_{\text{max}}(p) \\ C_{\text{travel}}(h, m) & \text{if } \tau = \tau_{\text{max}}(p) \\ C_{\text{stay}} & \text{if } \tau = 0 \end{array} \right\}$$

... (4)

* τ : 現在の目的 p にて過ごした時間

- 状態変化の不確実性 $q(s_{k+1}|s_k, a_k)$

の要素：時刻 t , 履歴 h , 誤差項 ϵ

hに依らない

$$\left\{ \begin{array}{l} t^{(k+1)} \text{ に影響を与える： } t^{(k)}, l^{(k)}, \tilde{m}, \tilde{d} \\ h^{(k+1)} \text{ に影響を与える： } t^{(k+1)}, t^{(k)}, h^{(k)}, \tilde{p} \\ \epsilon^{(k+1)} \text{ に影響を与える： } x^{(k+1)} \end{array} \right.$$

↓

$$q(t^{(k+1)}, h^{(k+1)}, \epsilon^{(k+1)} | s_k, a_k) = q_\epsilon(\epsilon^{(k+1)} | x^{(k+1)}) \cdot q_h(h^{(k+1)} | t^{(k+1)}, t^{(k)}, h^{(k)}, \tilde{p}) \cdot q_t(t^{(k+1)} | t^{(k)}, l^{(k)}, \tilde{m}, \tilde{d})$$

- 状態変化のまとめ

$$\begin{aligned} t^{(k+1)} &\sim q_t(\cdot | t^{(k)}, l^{(k)}, \tilde{m}, \tilde{d}) \\ l^{(k+1)} &= \tilde{d} \\ p^{(k+1)} &= \tilde{p} \\ \tau^{(k+1)} &= \begin{cases} \min(\tau^{(k)} + 1, N_{\tau,p}) & \text{if } \tilde{m} = m_{\text{stay}} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ m^{(k+1)} &= f_m(m^{(k)}, \tilde{p}, \tilde{m}) \\ h^{(k+1)} &\sim q_h(\cdot | t^{(k+1)}, t^{(k)}, h^{(k)}, \tilde{p}) \\ \epsilon^{(k+1)} &\sim q_\epsilon(\epsilon^{(k+1)} | x^{(k+1)}) \end{aligned}$$

... (5)

- 価値関数 (p5のもの)

$$V(s) = \max_{\pi} E_s \left\{ \sum_{k=0}^K u(s_k, a_k, s_{k+1}) \mid s_0 = s, a_k = \pi(s_k) \right\}$$

はBellman方程式として表せる

$$V(x_k, \epsilon_k) = \max_{a_k} \{u(x_k, a_k) + \epsilon_k(a_k) + EV(x_k, a_k)\} \dots (7)$$

$EV(x_k, a_k)$ は s_k の元で a_k を取った時の価値関数の期待値

$$EV(x_k, a_k) = \int_{t'} \left(\sum_{j=1}^{N_h} q_h(h_j | t', t, h, \tilde{p}) \cdot \bar{V}(x_{k+1}) \right) dq_t(t' | t, l, \tilde{m}, \tilde{d}) \dots (8)$$

であり, $\bar{V}(x_k) = E_{\epsilon_k} [V(x_k, \epsilon_k)]$ という入れ子構造.

$\bar{V}(x_k)$ は ϵ_k が観測される前の価値関数の期待値 (Expected Value Function)

$\bar{V}(x_k)$ は以下のログサムで表される

$$\bar{V}(x_k) = \log \left(\sum_{a_k \in C(x_k)} e^{u(x_k, a_k) + EV(x_k, a_k)} \right)$$

(誤差項はi.i.d. ガンベル分布) $\dots (9)$

x_k の元, ϵ_k の観測前に a_k を志向する確率はMNLモデル同様

$$P(a_k | x_k) = \frac{e^{u(x_k, a_k) + EV(x_k, a_k)}}{\sum_{\tilde{a}_k \in C(x_k)} e^{u(x_k, \tilde{a}_k) + EV(x_k, \tilde{a}_k)}} \dots (10)$$

- $\bar{V}(x_k)$ は離散的なタイムステップにおいて計算される
→タイムステップ間の時刻における $\bar{V}(x_k)$ は補間による

*補間の例

$$g(\tilde{V}, x_k) = \alpha_1 \tilde{V}(x_k, t_j) + \alpha_2 \tilde{V}(x_k, t_{j+1})$$

$$\alpha_1 = \frac{t_{j+1} - t}{\Delta t}, \alpha_2 = \frac{t - t_j}{\Delta t}$$

$$\begin{aligned} & \bar{E}V(x_k, a_k) \\ &= \int_{t'} \left(\sum_{j=1}^{N_h} q_h(h_j | t', t, h, \tilde{p}) \cdot g(\bar{V}, x_{k+1}) \right) dq_t(t' | t, l, \tilde{m}, \tilde{d}) \end{aligned} \quad \dots \quad (11)$$

- 後ろ向き帰納法
 $t = T \rightarrow t = 0$ のように価値関数を解く
 $t = T$ での効用 $J_T(x_T)$ を定義

$$\begin{cases} J_T(x_T) = 0 & (\text{if } l^T = \text{home}) \\ J_T(x_T) = -\infty & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

と設定すれば1日の最後は家で終わる様に制約条件を課せる

- 個人 i_n の行動を観測

$$\begin{aligned} \text{行動 } \mathbf{a}_n &= \{a_{0,n}, a_{1,n}, \dots, a_{K_n,n}\} \\ \text{状態 } \mathbf{x}_n &= \{x_{0,n}, x_{1,n}, \dots, x_{K_n,n}\} \end{aligned}$$

- パラメタを θ とする

- このときの個人 i_n に対する尤度

$$L_n(\mathbf{a}_n, \mathbf{x}_n | x_0, \theta) = \prod_{k=0}^{K_n} P_n(a_{k,n} | x_{k,n}, \theta_u) \cdot q(x_{k+1} | a_{k,n}, x_{k,n}, \theta_q)$$

- N セットの観測 \mathcal{O}_N に対し, 対数尤度

$$\bar{\mathcal{L}}(\mathcal{O}_N; \theta) = \sum_{n=1}^N \log(L_n(\mathbf{a}_n, \mathbf{x}_n | x_{0,n}, \theta))$$

- 推定方法1) NFXP

EV を全ての状態において計算

EV すなわち P_n はパラメータ θ に依存

→ θ ごとに EV を更新する必要

⇒

計算量が多い

- 推定方法2) 選択肢サンプリング

MNLで適用された手法

条件 : $q(x_{k+1}|x_k, a_k) = 1 \Rightarrow x_{k+1} = f(x_k, a_k)$

ϵ がi.i.d.ガンベル分布

$\tilde{\mathcal{C}}_n \subset \mathcal{C}$ を抽出し $P_n(\mathbf{a}_n|\mathcal{C}_n)$ の代わりに $P_n(\mathbf{a}_n|\tilde{\mathcal{C}}_n)$ を使う

⇒

計算量がより小さくなる

$x_{k+1} = f(x_k, a_k)$ より,

$$(8) \cdots EV(x_k, a_k) = \bar{V}(f(x_k, a_k))$$

(10)に代入し, (9)も用いて

$$P(a_k | x_k) = \frac{e^{u(x_k, a_k) + \bar{V}(f(x_k, a_k))}}{\sum_{a'_k \in C(x_k)} e^{u(x_k, a'_k) + \bar{V}(f(x_k, a'_k))}} \quad \cdots (13)$$

$$= e^{u(x_k, a_k) + \bar{V}(x_{k+1}) - \bar{V}(x_k)} \quad \cdots (14)$$

このとき, $\mathbf{a} = (a_0, \dots, a_{K-1})$, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_K)$ に対し,

$$L(\mathbf{a}, \mathbf{x} | x_0) = \prod_{k=0}^{K-1} P(a_k | x_k) = \prod_{k=0}^{K-1} e^{u(x_k, a_k) + \bar{V}(x_{k+1}) - \bar{V}(x_k)}$$

$$= e^{\sum_{k=0}^{K-1} u(x_k, a_k) + \bar{V}(x_K) - \bar{V}(x_0)}$$

ここで,

$$e^{\bar{V}(x_0)} = \sum_{a_0 \in C(x_0)} e^{u(x_0, a_0) + \bar{V}(x_1)}$$

$$= \sum_{a_0 \in C(x_0)} e^{u(x_0, a_0) + u(x_1, a_1) + \bar{V}(x_2)}$$

$$= \sum_{\mathbf{a}' \in \mathcal{A}(x_0)} e^{u(\mathbf{a}')}$$

よって, $P(\mathbf{a}, \mathbf{x} | x_0) = \frac{e^{u(\mathbf{a})}}{\sum_{\mathbf{a}' \in \mathcal{A}(x_0)} e^{u(\mathbf{a}')}}$

$$EV(x_k, a_k) = \int_{t'} \left(\sum_{j=1}^{N_h} q_h(h_j | t', t, h, \hat{p}) \cdot \bar{V}(x_{k+1}) \right) dq_t(t' | t, L, \hat{m}, \hat{d}) \quad \cdots (8)$$

$$P(a_k | x_k) = \frac{e^{u(x_k, a_k) + EV(x_k, a_k)}}{\sum_{\bar{a}_k \in C(x_k)} e^{u(x_k, \bar{a}_k) + EV(x_k, \bar{a}_k)}} \quad \cdots (10)$$

$$\bar{V}(x_k) = \log \left(\sum_{a_k \in C(x_k)} e^{u(x_k, a_k) + EV(x_k, a_k)} \right) \quad \cdots (9)$$

$\tilde{\mathbb{C}}_n \subset \mathbb{C}_n$ を抽出し
 $P_n(\mathbf{a}_n | \mathbb{C}_n)$ の代わりに $P_n(\mathbf{a}_n | \tilde{\mathbb{C}}_n)$ を使う

$\bar{q}_n(\tilde{\mathbb{C}}_n | j)$: $j \in \mathbb{C}_n$ が抽出される確率

$\exists i$, 『 $j \in \tilde{\mathbb{C}}_n$, $\bar{q}_n(\tilde{\mathbb{C}}_n | i) > 0$ ならば $\bar{q}_n(\tilde{\mathbb{C}}_n | j) > 0$ 』
 が満たされている時,

各選択肢に $\log(\bar{q}_n(\tilde{\mathbb{C}}_n | j))$ を足せば $P_n(\mathbf{a}_n | \tilde{\mathbb{C}}_n)$ は
 矛盾がない

抽出方法の例

J_n 個の選択肢から成るセット \mathbb{C}_n から R 個取り出す。

この時 k_{nj} を, 取り出されたセット内に選択肢 j が登場する回数とすると,
 $\sum_{j=1}^{J_n} k_{nj} = R + 1$ となっている。

各選択肢に $\log \frac{k_{na_n}}{q_n(\mathbf{a}_n)}$ を足せばよい。

個人 n に対する対数尤度はこのようになる

$$\tilde{P}_n(\mathbf{a}) = \frac{e^{u(\mathbf{a}) + \log\left(\frac{k_{na_n}}{q_n(\mathbf{a}_n)}\right)}}{\sum_{\mathbf{a}^* \in \mathbb{C}_n} e^{u(\mathbf{a}^*) + \log\left(\frac{k_{na_n^*}}{q_n(\mathbf{a}_n^*)}\right)}}$$

- 個人の特徴
 - 比較的規則的な勤務時間
 - 必須の活動：出社，子供の送り迎え（対象の人は）
 - 出社時間はフィックス or 6am-10amのフレックス
 - 子供は6:30am-12:00amに送られ，12:00am-6:30pmに迎え

個人に関する情報

$$i^n = \begin{pmatrix} l_{\text{home}}^n \\ l_{\text{work}}^n \\ l_{\text{child}}^n \\ \delta_{\text{car}} \\ \delta_{\text{ptcard}} \\ \delta_{\text{flex}} \\ t_{\text{work}}^n \\ P_{\text{mandatory}}^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{home location} \\ \text{work location} \\ \text{child location} \\ \text{car ownership dummy} \\ \text{public transport card dummy} \\ \text{flexible working hours dummy} \\ \text{work duration} \\ \text{list of mandatory activities} \end{pmatrix}$$

- NW
 - スtockホルムのEMME zonal system
(モデルの推定でよく使われている, 行政データもある)
 - 1240ゾーン→目的地集合は1240個
- 移動モード
 - car, public transport, bike, walk(, stay)
- 目的
 - home, work, child(pick up/drop off), social, recreational, grocery shopping, other

$$a_k = \begin{pmatrix} \tilde{d} \\ \tilde{m} \\ \tilde{p} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \{1, 2, \dots, 1240\} \\ \{m_{\text{stay}}, m_{\text{car}}, m_{\text{pt}}, m_{\text{walk}}, m_{\text{bike}}\} \\ \{p_{\text{travel}}, p_{\text{end}}, p_{\text{home}}, p_{\text{work}}, p_{\text{child}}, p_{\text{rec.}}, p_{\text{social}}, p_{\text{shop}}, p_{\text{other}}\} \end{pmatrix}$$

- 時間

- 5amから11pmで10分間隔 → 108ステップ

$$s_k = \begin{pmatrix} t \\ l \\ p \\ \tau \\ m \\ h \\ \epsilon \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} [0, 108] \\ \{1, 2, \dots, 1240\} \\ \{p_{\text{home}}, p_{\text{work}}, p_{\text{child}}, p_{\text{rec.}}, p_{\text{social}}, p_{\text{shop}}, p_{\text{other}}\} \\ \{0, 1\} \\ \{m_{\text{stay}}, m_{\text{car}}, m_{\text{pt}}\} \\ \{0, 1, 2, 3\} \\ \mathbb{R}^{N_C} \end{pmatrix}$$

- τ (time spent on current purpose)

- 現在の活動が始まっているかどうかだけを記録 → $\tau = 0$ or 1

- モード履歴

- あるツアー（家を出て帰宅するまで）車を使用したかどうか

- 活動履歴

- 必須の活動(work, child pick-up, child drop-off) を何個完了したか

- 一時効用 : $u_{\text{travel}} = (t, l, m, \tilde{d}, \tilde{m}), u_{\text{act}} = (t, p, \tau), u_{\text{start}} = (l, t, h, p)$

- $$u_{\text{travel}} = \underbrace{\theta_{\tilde{m}}}_{\text{モード固有定数}} + \underbrace{\theta_{tt, \tilde{m}} \cdot TT_{\tilde{m}}(t, l, \tilde{d})}_{\text{所用時間の負効用}} + \underbrace{\theta_{\text{cost}} \cdot C_{\tilde{m}}(t, l, \tilde{d})}_{l \rightarrow \tilde{d} \text{までのコスト}} + \underbrace{\theta_{\text{s.z.,walk}} \delta_{\text{s.z.,walk}}}_{\text{同じゾーン内での移動}}$$

- $$u_{\text{act}}(t, p, \tau) = \begin{cases} \theta_{t,p} \cdot \Delta_t & \text{if } p \in P_{\text{freetime}} \\ u_{\text{stay home}}(t) & \text{if } p = p_{\text{home}} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

目的固有, 経過時間に応じる効用
 時刻に応じた, 家にいる効用

$u_{\text{stay home}}$ は $u_{\text{marginal stay home}}$ の関数
 $u_{\text{marginal stay home}}$ は $\theta_{\text{home},t}$ の関数だが式は割愛

- $$u_{\text{start}}(l, t, p) = \begin{cases} u_{\text{size}}(l, p) & \text{if } p \in P_{\text{freetime}} \\ u_{\text{child constraints}}(t) & \text{if } p = p_{\text{child}} \\ u_{\text{work constraints}}(t) + u_{\text{start work}}(t) & \text{if } p = p_{\text{work}} \\ 0 & \text{if } p = p_{\text{home}} \end{cases}$$

場所 l , 目的 p に対し, 機会
 (このスタディでは店員の数に依る)
 子供の送迎時間内は0
 時間外は $-\infty$
 仕事の時間内0, 時間外 $-\infty$
 時刻に応じた仕事の効用

- 2004年ストックホルム travel survey (おそらくPT調査のようなもの)
- 移動時間は「統計データ」と「NLベースのモデル」を使って得た値を使った
- 車の移動コストは1.4 SEK/km (1SEK \doteq 13円 2021/5現在)
- 自転車は時速15km, 徒歩は時速4km
- モデルの組み立て方・設定に適している観測：3300人

ケーススタディ - 推定結果

Table 1. Parameters for Utility of Starting Activity, u_{start}

Notation	Parameter	Estimate	Robust t -test
Parameters for the utility to start work $u_{start,work(t)}$ at a specific time of day. Scaled by setting $\theta_{work,8a.m.} = 0$.			
$\theta_{work,6a.m.}$	Work Constant 6 a.m.	1.1	2.9
$\theta_{work,7a.m.}$	Constant 7 a.m.	0.68	3.5
$\theta_{work,8a.m.}$	Constant 8 a.m.	0	
$\theta_{work,9a.m.}$	Constant 9 a.m.	-1.4	-7.9
$\theta_{work,10a.m.}$	Constant 10 a.m.	-5.1	-12
Parameters for utility to start free-time activity, $u_{p,size(t)}$. Scaled by fixing one of the size-parameters to zero for each activity type.			
$\theta_{C,shop}$	Shop Constant	-6.6	-37
$\theta_{size,shop}$	Logsum size	0.51	9.2
$\theta_{pop,shop}$	Population	0	
$\theta_{shop,shop}$	Employees shop	3.4	11
$\theta_{C,social}$	Social Constant	-9.2	-43
$\theta_{size,social}$	Logsum size	0.43	3.8
$\theta_{pop,social}$	Population	0	
$\theta_{C,rec.}$	Recreative Constant	-7.7	-47
$\theta_{size,rec}$	Logsum size	0.084	1.9
$\theta_{pop,rec}$	Population	0	
$\theta_{rest,rec}$	Employees rest	5.8	8.5
$\theta_{C,other}$	Other Constant	-7.3	-34
$\theta_{size,other}$	Logsum size	0.34	5.4
$\theta_{oe,other}$	Employees other	0	

Notes. Observe that as size parameters enter the utility as e^θ , the t -test cannot be used to determine their significance. The population has been fixed to zero for Recreative, Social, and Shop, whereas "No employed other" was fixed for Other.

Table 2. Parameters for Utility of Traveling, u_{travel}

Notation	Parameter	Estimate	Rob. t -test
Parameters common for all modes			
θ_{cost}	Cost	-0.012	-7.4
Mode-specific parameters			
θ_{car}	Car	Constant	-2.7
$\theta_{tt,car}$		Time	-0.084
θ_{bike}	Bike	Constant	-4.2
$\theta_{tt,bike}$		Time	-0.057
θ_{walk}	Walk	Constant	-1.7
$\theta_{tt,walk}$		Time	-0.051
$\theta_{s.z,walk}$	same zone		-0.53
θ_{pt}	Public transport	Constant	-3.8
$\theta_{tt,pt}$		Time	-0.038
$\theta_{wait,pt}$	Wait time		0.0041

Note. See Equation (15). Rob, robust.

Table 3. Parameters for Utility of Participating in an Activity, $u_{act.(t,p,\tau)}$ in (16), and Log-Likelihood Value for Estimates

Notation	Parameter	Estimate	Robust t -test
Parameters for utility participating in free-time activities			
$\theta_{t,shop}$	Shop Time	-0.021	-15
$\theta_{t,social}$	Social Time	0.00067	0.57
$\theta_{t,rec.}$	Recreative Time	fixされた	
$\theta_{t,other}$	Other Time	-0.0086	-5.8
Parameters for marginal time-of-day dependent utility of spending time at home, $u_{marginal\ stay\ home}(t)$.			
$\theta_{home,6a.m.}$	Home 6 a.m.	0.041	8.2
$\theta_{home,7a.m.}$	7 a.m.	0.043	12
$\theta_{home,8a.m.}$	8 a.m.	0.020	6
$\theta_{home,9a.m.}$	9-10 a.m.	0.015	2.8
$\theta_{home,1p.m.}$	1-4 p.m.	-0.011	-9.9
$\theta_{home,5p.m.}$	5-6 p.m.	0.0036	3.9
$\theta_{home,7p.m.}$	7-8 p.m.	0.0024	2.5
$\theta_{home,9p.m.}$	9 p.m.	0.020	13
Log-likelihood goodness of fit based on sampled choice-sets			
LL		-12156.4	

早朝, 夜に家にいる効用が高め
1-4pmでは家にいるよりshop, social等
していた方がいい

移動の効用は負 (活動してた方がいいから?)

車の効用が高そう, 所要時間も短いから
walkはconst.は小さいが所要時間が長い

車を使うことにより1分早く, 6pmに家に帰られた
 $\rightarrow (\theta_{tt,car} - \theta_{home,6pm}) / \theta_{cost} = 7.3 \text{ SEK} \cong 95 \text{円}$ セーブできた

あまりよくわかりませんでした
 $u_{size} = \text{定数項} + \text{ログサムサイズ}(\sum \text{popやemployeesのパラメタ*数値})$
 という式になっているので一概に大きさを比較はできない...

- サンプリングをして推定している
 - サンプルセット抽出の際に使ったパラメタが実際のもの
と離れていると推定結果が△



1個人1000回シミュレーションを行い観測値と比較

結果：Table4

例

車の移動時間は「0.05分/日」短い

コストは「0.14SEK ≒ 2円/日」安い

Otherは「0.002回/日」少ない

→実用的な応用では問題ないと判断

Table 4. Average Simulated and Observed Statistics

	Attribute	Observed	Simulated	Difference	% difference
$\theta_{home,6a.m.}$	Home 6 a.m.	87.03	87.00	0.024	-0.028
$\theta_{home,7a.m.}$	Home 7 a.m.	45.21	45.15	0.069	-0.152
$\theta_{home,8a.m.}$	Home 8 a.m.	19.61	19.55	0.069	-0.354
$\theta_{home,9a.m.}$	Home 9 a.m.	3.65	3.62	0.026	-0.726
$\theta_{home,1p.m.}$	Home 1 p.m.	11.39	11.49	-0.097	0.844
$\theta_{home,5p.m.}$	Home 5 p.m.	58.58	58.62	-0.038	0.065
$\theta_{home,7p.m.}$	Home 7 p.m.	102.37	102.41	-0.039	0.038
$\theta_{home,9p.m.}$	Home 9 p.m.	146.86	146.73	0.130	-0.089
$\theta_{home,9p.m.}$	Home 9 p.m.	146.86	146.73	0.130	-0.089
$\theta_{it,car}$	Car time	18.69	18.74	-0.049	0.263
θ_{car}	Car constant	0.99	0.99	-0.003	0.287
$\theta_{it,pt}$	PT time	29.96	29.97	-0.004	0.014
θ_{pt}	PT constant	1.06	1.06	-0.001	0.077
$\theta_{wait,pt}$	PT wait time	22.49	22.50	-0.008	0.034
$\theta_{it,bike}$	Walk time	9.60	9.63	-0.030	0.315
$\theta_{s.z,walk}$	Walk same zone	0.06	0.07	-0.001	1.645
θ_{walk}	Walk constant	0.35	0.36	-0.002	0.672
$\theta_{it,bike}$	Bike time	5.28	5.25	0.033	-0.623
θ_{bike}	Bike constant	0.24	0.24	-0.001	0.501
θ_{cost}	Cost	49.13	49.27	-0.140	0.285
$\theta_{work,6a.m.}$	Work constant 6 a.m.	0.01	0.01	-0.000	1.658
$\theta_{work,7a.m.}$	Work constant 7 a.m.	0.05	0.06	-0.000	0.900
$\theta_{work,9a.m.}$	Work constant 9 a.m.	0.15	0.15	0.001	-0.867
$\theta_{work,10a.m.}$	Work constant 10 a.m.	0.02	0.02	-0.000	0.164
$\theta_{t,shop}$	Shop time	7.20	7.25	-0.057	0.79
$\theta_{t,social}$	Social time	2.82	2.77	0.047	-1.7
$\theta_{t,other}$	Other time	5.29	5.41	-0.120	2.2
$\theta_{C,social}$	Social constant	0.03	0.02	0.001	-2.3
$\theta_{C,rec.}$	Recreative constant	0.12	0.12	-0.000	0.20
$\theta_{C,other}$	Other constant	0.09	0.09	-0.002	2.6
$\theta_{C,shop}$	Shop constant	0.19	0.19	-0.002	1.32

Note. PT, public transport.

- 活動のタイミング

- モデル上でタイミングを決定する要素は3つ

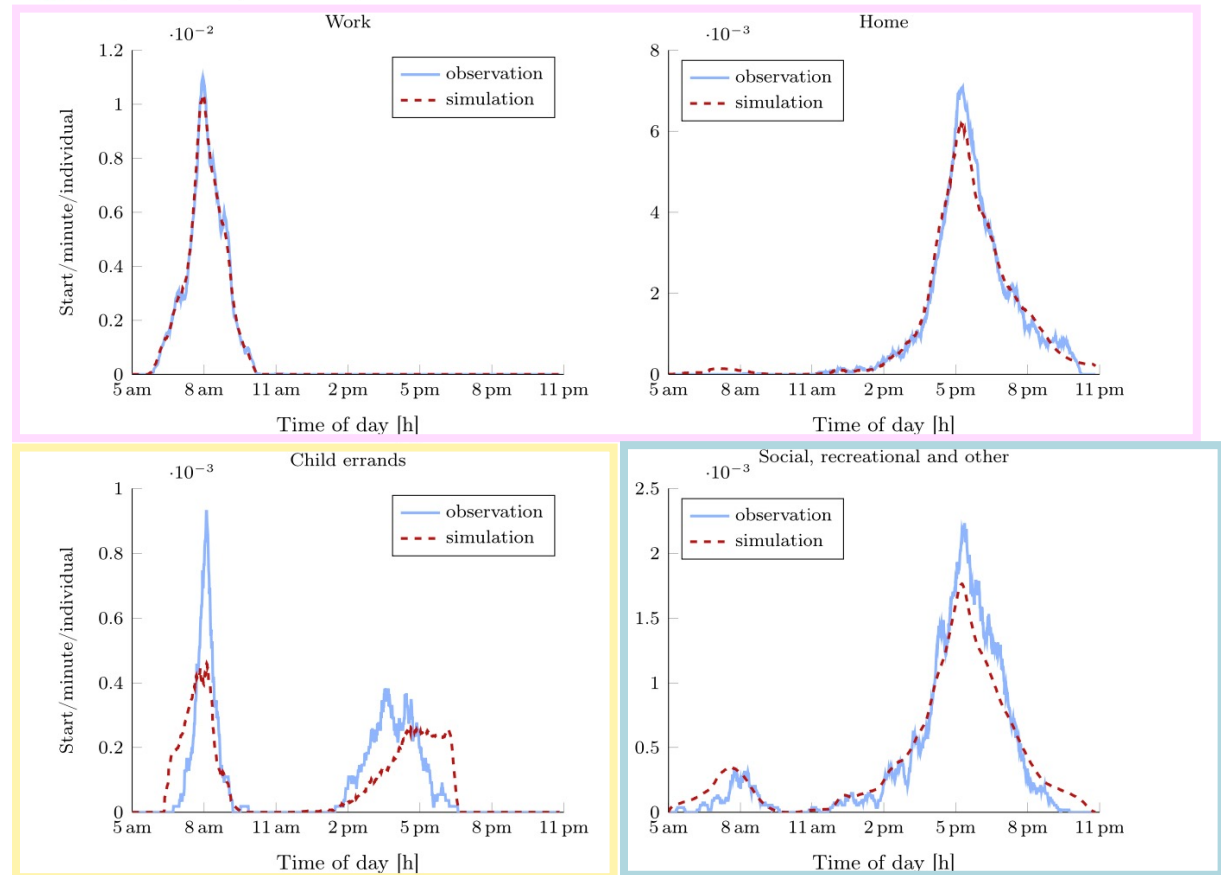
1. 仕事, 子供の送迎の時間拘束
2. 朝何時に出勤したいか
3. 何時に帰宅したいか

- 仕事, 帰宅: 当てはまりが良い
(= 上記3要素で十分)

- 子供: 学校の開始終了時刻がモデルに組み込まれていないから?

- 自由時間: 比較的よく当てはまっているが少し遅くにシフトしている
店の開店時間等を組み込めばより良くなる?

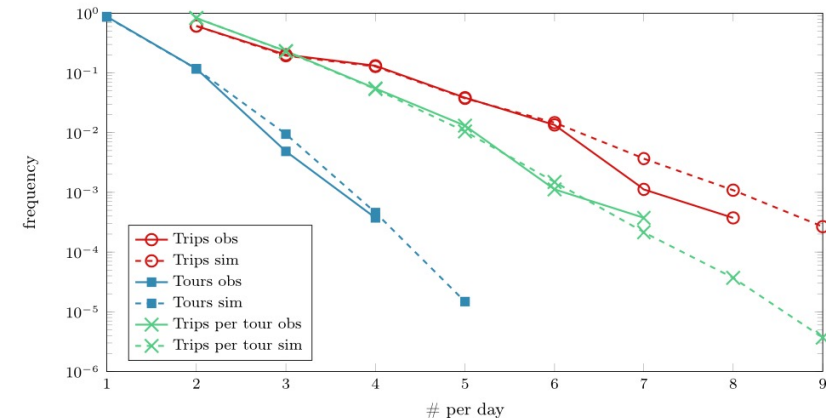
Figure 1. (Color online) Time of Day When Activities Are Started for Simulated and Observed Data



Note. The plot has been obtained by first constructing a histogram with bin-size of one minute and then averaging each time step over the closest 20 minutes.

- 1日のトリップ数, 1日のツアー数,
トリップ数/ツアー
 - これらに影響する要素はたくさん
 - モデル全体として, これらの分布を規定している
- 概ね観測とシミュレーションが一致
していて, 予測には十分

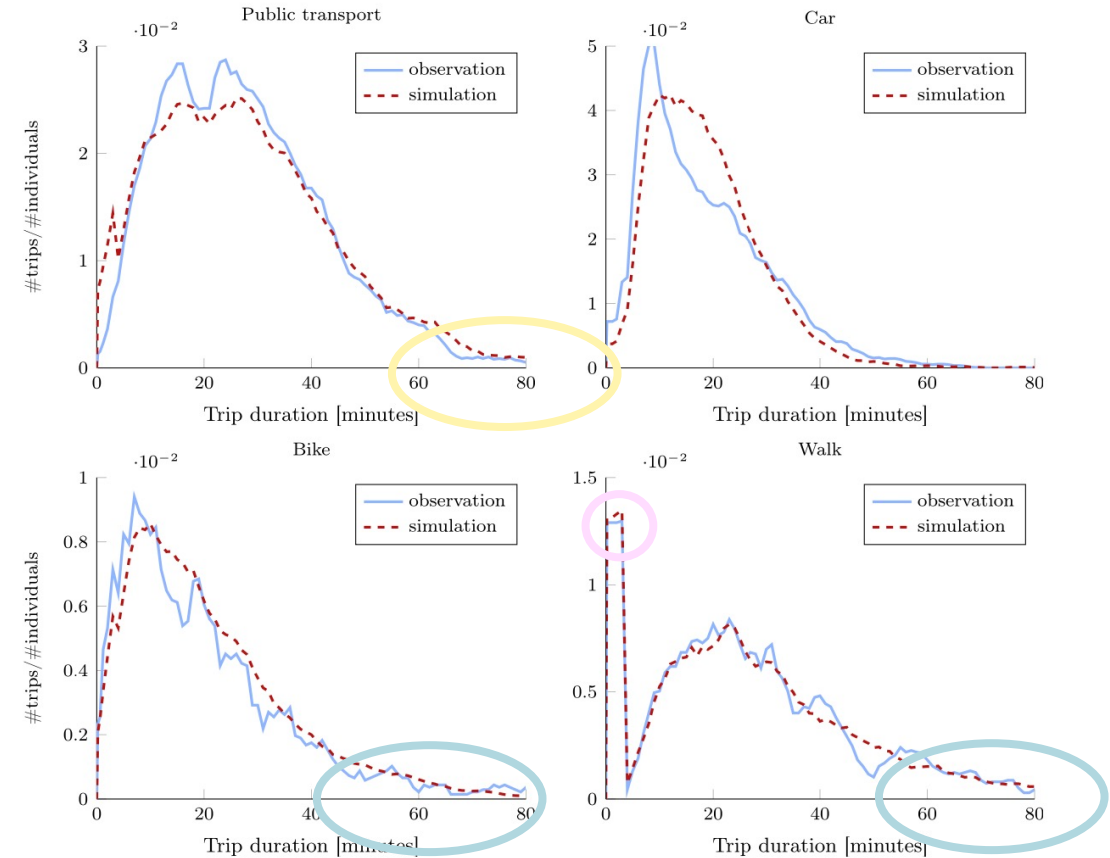
Figure 2. (Color online) Distribution of Number of Trips, Tours, and Trips per Tour



Notes. Comparison between simulated (sim) and observed (obs) distributions of number of trips and tours, where a tour is a number of trips starting and ending at home. Although parameters for trips and tours should guarantee that the total number of trips and tours are the same, no parameters directly give the distribution or the number of trips per tour.

- モード毎のトリップ時間と回数の分布
 - モード毎のトリップ時間は、時間効用とコストにより決まる
 - 傾向を示せている
- $\theta_{s.z.,walk} < 0$ となっていて(p20), 直感に反するが(ゾーン内なら徒歩で移動するでしょう…), θ_{walk} が大きいいため問題ない
 ゾーン内移動(→トリップ時間=0)はちゃんと徒歩で行われている
- $\theta_{tt,pt}$ は他のモードの時間のパラメータより小さい→長時間の移動では公共交通が多い
- 徒歩, 自転車では長時間の移動は少ない

Figure 3. (Color online) Distribution of Trip Lengths of Respective Modes for Observed Choices (Solid) and Simulated (Dashed)



Note. The graph has been obtained by first constructing a histogram with bin size of one minute and then averaging each time step over the closest five minutes.

*スケールに注意

- **不確実性**の元での意思決定が可能 (eg. 旅行時間・活動の必要性が確率的)
- **時間**をより**細分化**することができる
(eg. ケーススタディでは10分毎, NLの既往研究では30分)
NLでも理論上は可能だが計算量的に厳しい.
 - 時間を連続なものとして扱う
DDCM: 活動の継続時間を考えられる
NL: どのタイムステップの終わりで活動を終了するか
タイムステップ30分のとき,
移動が29分ならば, 活動は1分, 31分, 61分,...からしか選べない

- 経路選択モデル

- リンクの重複を考慮

- Path Size Logit→パスサイズ属性を追加して補正

- Recursive Logit→期待リンクフローによる補正

- RLのような手法は適用可能だが、ダイナミックなNWなので難しい
Fosgerau, Frejinger, Karlström(2013)のRLのNWは車の経路選択で、時刻は未考慮
DDCMでは、同じ経路で開始時刻が10分違うだけでも、違う選択肢.

- トリップ生成モデル

- 移動モード, 目的地, 活動等の相関

- ネストを考えるのが一般的

- Nested Recursive Logit (Mai, Fosgerau, Frejinger 2015)があるが、NW上にネストを考えると、価値関数を全状態において計算する必要がある.

- パスにネスト考えることも考えられる。(eg. 特定の活動やモードを含む選択肢)
計算量がネストの数に従って線形に増大しそう
既にかなり時間がかかるので、全ての組み合わせにて考えるのは非現実的

- 時間を通じた好みの相関
 - 例えば，移動モードや活動に対する個人の好みは，時間を通して一貫している
 - トリップにネストを考えた場合，このような相関は考えられない
 - 個人に対して，1日を通じて一貫しているパラメータをモードや活動に付加する？

- 本研究では行動のサンプリングをした
 - 移動時間が不確実な場合，誤差項分布が変化する場合等は使えない
→サンプリングができないと計算量が膨大に
 - このサンプリング方法だと，選択肢集合にほとんど制限を課さないで推定できる
 - ケーススタディでは，行動する毎に1240の目的地を想定していた
- 将来的には目的地サンプリング
 - 計算量を減らすためには推定・シミュレーション両方で必要か
- 強化学習
 - 活動スケジューリングでは，Vanhulsel et al. (2009)が実現性を示した