

選択肢の認知－学習過程を考慮した 都市空間における経路選択機構の分析 (山川佳洋, 2010)

理論談話会

交通研究室 学部四年

日下部 達哉

Contents

1. 研究の背景
2. 選択肢集合の同定
3. 動的モデル
4. 学習メカニズム
5. 調査／データ概要
6. 頻出トリップ経路選択行動分析の結果
7. パラメータ推定(選択肢集合)
8. パラメータ推定(認知旅行時間)
9. 個人間の異質性

1. 研究の背景

- 旅行者は「全ての」選択肢を比較できる(効用最大化理論)
⇒ そんな訳はない。人間の処理能力を考慮した選択肢の
絞り方を考える必要がある
- 旅行者の行動は「静的なモデル」で表現できる
⇒ そんな訳はない。時間による影響を考慮した「動的なモデル」
を導入する必要がある
- 「交通行動の個人間での異質性」を表現できていない

2. 選択肢集合の同定

- 「全ての」選択肢を比較できる?? (効用最大化理論)
⇒ 人間の処理能力の限界を考慮する(限定合理性)
- EBA (Elimination by Aspect)
 - ① 代替案の各属性を○×のアスペクトとする
 - ② 各アスペクトについて、代替案がそのアスペクトを持つか否かで代替案を削除していく
- ※ 一つに絞る... 選択肢の選択
- ※ ある程度に絞る... 選択肢集合の同定

優先順位...

空いている

>トラックが少ない

>景色がいい

	1	2	3	4
空いている	○	○	×	○
トラックが少ない	×	○	○	×
景色がいい	○	×	○	○

優先順位...

景色がいい

>トラックが少ない

>空いている

	1	2	3	4
空いている	○	○	×	○
トラックが少ない	×	○	○	×
景色がいい	○	×	○	○

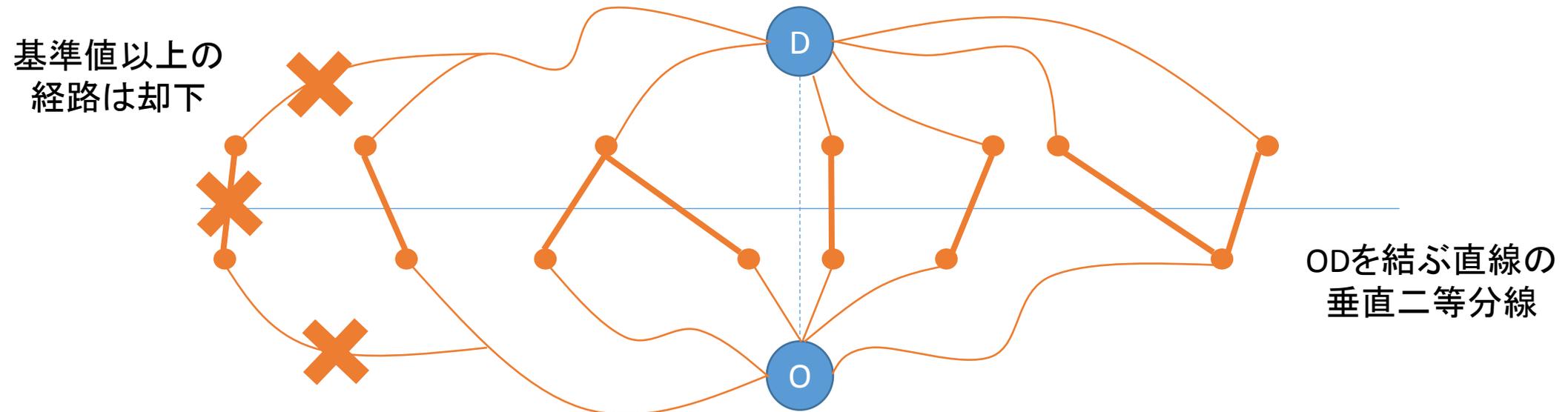
2. 選択肢集合の同定

➤ 1. 経路を列挙する

① 最短経路探索／k番目経路探索

② “Gateway Shortest Path (GSP)”

...OD間で特定のノードを通る、という条件付の最短経路



2. 選択肢集合の同定

➤ 1. 経路を列挙する

③ “Kite法” (“GSP” を援用、本論文で編み出された方法)

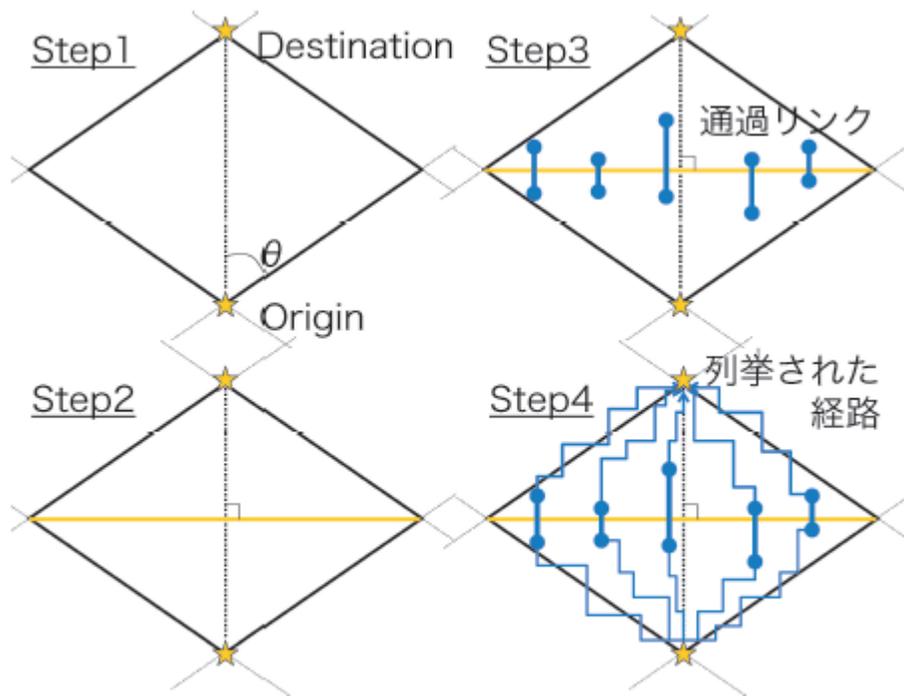


図 5.1 経路列挙イメージ図

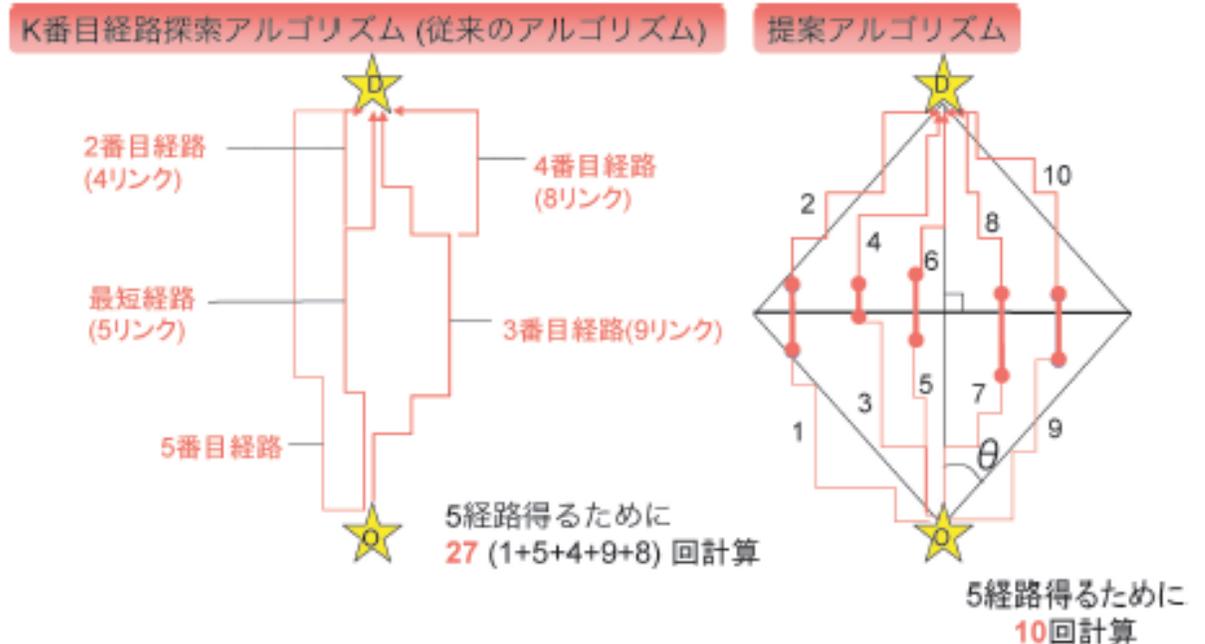


図 5.2 計算性の比較

2. 選択肢集合の同定

➤ 2. 選択肢集合を絞り込む

① EBAを援用

...条件(右左折○回以内、時間○分以内、...)を
満足しない選択肢を消去して、選択肢集合にする

② “Labeling Approach”

...経路にラベル(右左折回数、所要時間、...)を付け、
各ラベルに関して最適な経路を選び、選択肢集合にする

3. 動的モデル

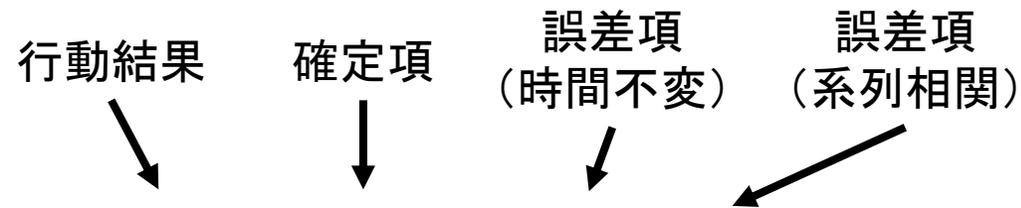
- 静的モデル...時間の経過が結果に及ぼす影響を考慮「しない」
- 動的モデル...時間の経過が結果に及ぼす影響を考慮「する」

- 静的モデルによる問題点
 - ① 各時点での選択において、効用の誤差項は独立
 - ⇒ 今日の選択は、昨日の選択に全く影響されない??
 - ② 各時点での行動は、均衡状態にある
 - ⇒ 全員が瞬時に周りの状況に適応し、均衡が実現される??

3. 動的モデル

➤ 動的モデル1 (系列相関モデル)

...ある個人の効用の誤差項が、時系列で相関関係を持つ



$$y_t = \beta' X_t + \alpha + u_t$$

$$u_t = \gamma u_{t-1} + \epsilon_t$$

誤差項が一次の
自己相関を持つ

$$y_t = \gamma y_{t-1} + \beta' X_t - \gamma \beta' X_{t-1} + (1 - \gamma) \alpha + \epsilon_t$$

3. 動的モデル

➤ 動的モデル2 (状態依存モデル)

...ある個人の選択が、今までの選択に影響される

行動結果 (現段階) 行動結果 (一つ前) 確定項 誤差項 (時間不変) 誤差項 (時間変化)

↓ ↓ ↓ ↓ ↙

$$y_t = \gamma y_{t-1} + \beta' X_t + \alpha + u_t$$
$$y_t = \sum_r \gamma^r \beta' X_{t-r} + \frac{1}{1-\gamma} \alpha_i + \sum_r \gamma^r u_{t-r}$$

4. 学習メカニズム

➤ 学習メカニズム(経路選択)

...OD間の旅行時間が移動者の経験の蓄積によって更新される

➤ 学習メカニズム1(知覚旅行時間モデル)

※ 仮定: 経路ごとに過去n回分の旅行時間しか記憶できない

- ① 想定最小旅行時間 t_{min} および想定最大旅行時間 t_{max} の間をL個の区間に等分する
- ② 各々の区間にウェイト(重み付け)を定義
- ③ 経験旅行時間を②で重み付け平均し、知覚旅行時間とする

4. 学習メカニズム

➤ 学習メカニズム1 (知覚旅行時間モデル)

$t_{j,m}$ ($1 \leq j \leq n$): 経路mのj番目の旅行時間

$t_{0,m}, t_{n+1,m}$: 経路mに関して想定する最小/最大旅行時間

$\omega_{i,m}$ ($1 \leq i \leq l$): 経路mのウェイトi

$$\bar{t}_m = \frac{\sum_{i=1}^l \sum_{j=0}^{n+1} \delta_{ij,m} \omega_{i,m} t_{j,m}}{\sum_{i=1}^l \sum_{j=0}^{n+1} \delta_{ij,m} \omega_{i,m}}$$

$\delta_{ij,m} = 1$ ($t_{j,m}$ が区間iに含まれる場合), 0 (それ以外)

4. 学習メカニズム

➤ 学習メカニズム1 (知覚旅行時間モデル)

	10~15(分)	15~20(分)	20~25(分)	25~30(分)
ウェイト(遅い場合を重視)	1	2	3	4
ウェイト(早い場合を重視)	4	3	2	1
所要時間	11分, 12分	16分, 16分	無し	25分

➤ 遅い場合を重視 ... $\bar{t}_m = 18.7$

➤ 早い場合を重視 ... $\bar{t}_m = 14.2$

4. 学習メカニズム

➤ 学習メカニズム2 (本論文で編み出された方法)

...効用の確定項を「認知旅行時間成分(平均に近い)」と
「旅行時間変動成分(分散に近い)」に分けて考える

\bar{t}_n^{-1} : 経路nの前回選択時までの旅行時間の平均

τ_n^{-1} : 経路nの前回選択肢までの旅行時間の標準偏差

t_n^{-1} : 経路nの前回選択時の旅行時間

t_n^{-2} : 経路nの前々回選択時の旅行時間

T_n : 経路nの前回選択時から今選択までの日数

\hat{t}_{t-1} : 時点(t-1)の選択経路の旅行時間

α : パラメータ

4. 学習メカニズム

➤ 認知成分のポイント1 (非選択経路の旅行時間の認知バイアス)

今日の道は昨日の道より混んでいた。

- ① “normal” ... でも、他の道のことはよく分からない。
- ② “positive” ... 今日は、他の道も混んでいたんだらう。
- ③ “negative” ... 今日は、他の道は空いていたのだらう。

$$\hat{\sigma} = 1 \text{ (①の場合)}、\frac{\hat{t}_{t-1}}{\hat{t}_{t-2}} \text{ (②の場合)}、2 - \frac{\hat{t}_{t-1}}{\hat{t}_{t-2}} \text{ (③の場合)}$$

$$\sigma_n = 1 \text{ (時点}(t-1)\text{で経路}n\text{が選択された場合)}、\hat{\sigma} \text{ (それ以外)}$$

4. 学習メカニズム

- 認知成分のポイント2 (忘却関数) ... $f(T_n) = \exp(\alpha_3(1 - T_n))$
- (時点 t , 経路 n) を選択する際の、効用の認知旅行時間成分

$$V_{t,n}^c = \sigma_n * \left\{ \alpha_1 * \underbrace{(1 - f(T_n))}_{\text{orange}} * \underbrace{\bar{t}_n^{-1}}_{\text{orange}} + \alpha_2 * \underbrace{f(T_n)}_{\text{blue}} * \underbrace{t_n^{-1}}_{\text{blue}} \right\}$$

“positive” な人ほど
大きな値をとり、
“negative” な人ほど
小さな値をとる

時間が経っていくと
「平均の」旅行時間で
判断するようになる

経路を使った直後は
「さっきの」旅行時間で
判断することができる

4. 学習メカニズム

➤ 変動成分のポイント1 (直近2回の、旅行時間の差分)

① ○○分の差があった ... $\Delta t_n = t_n^{-2} - t_n^{-1}$

② △△の方が早かった ... $\Delta t_n = 1$

※ $\delta_n = 1$ ($t_n^{-1} < t_n^{-2}$ の場合)、0 (それ以外) も設定しておく

➤ (時点t, 経路n) を選択する際の、効用の旅行時間変動成分

$$V_{t,n}^v = \alpha_4 * \delta_n * \Delta t_n + \alpha_5 * (1 - \delta_n) * \Delta t_n + \alpha_6 * \tau_n^{-1}$$

前々回の方が遅かった
場合の影響はこちらで

前々回の方が早かった
場合の影響はこちらで

バラつきそのものの
影響はこちらで

5. 調査／データ概要

松山プローブパーソン調査2004 概要

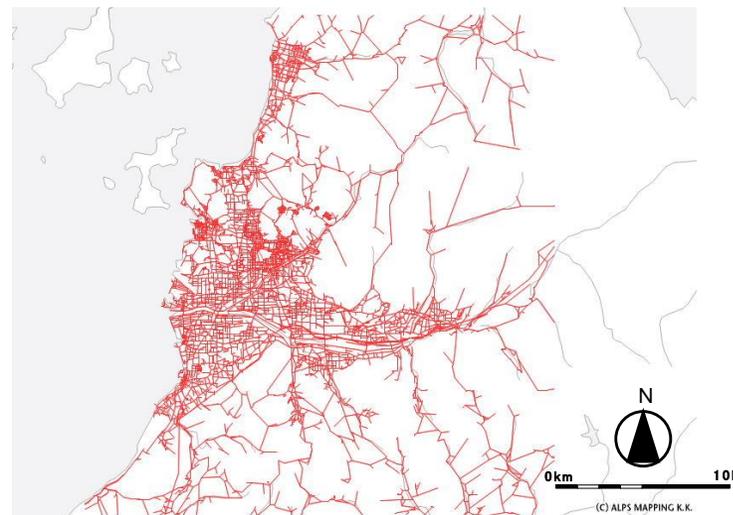
- 期間 2004年1月26日から2月29日(35日間)
- 対象時間 24時間
- モニター数 317名
- 情報取得端末 GPS携帯電話のみ
- トラッキング間隔 40秒、1時間を越えると10分周期
車以外の移動時は10分間隔

■ 取得データ数

- ・ダイアリーデータ数 41,198
- ・ロケーションデータ数 1,160,857

↓ データクリーニング
(自動車トリップの抽出など)

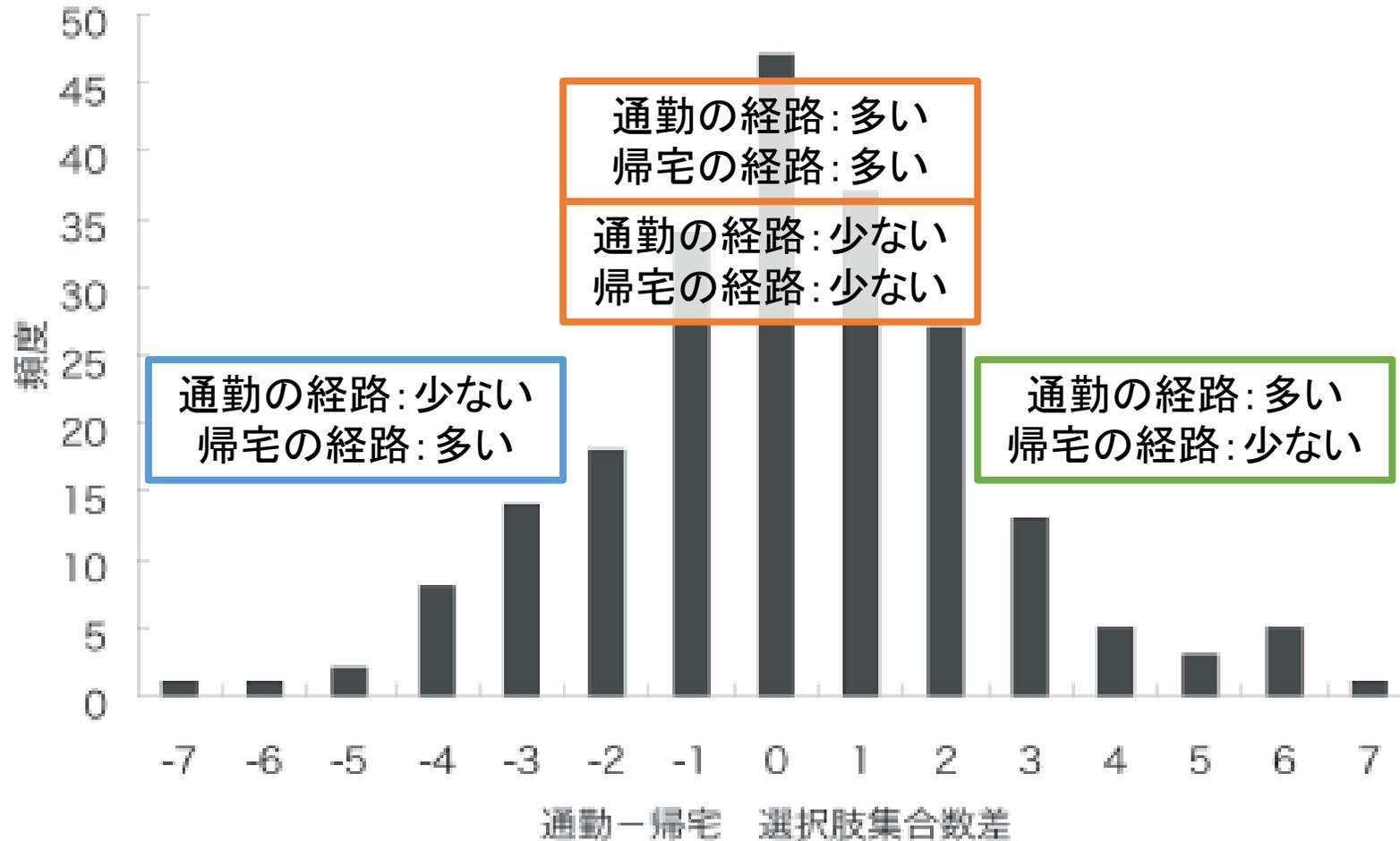
- ・ダイアリーデータ数 24,188
- ・ロケーションデータ数 596,738



松山都市圏ネットワーク図

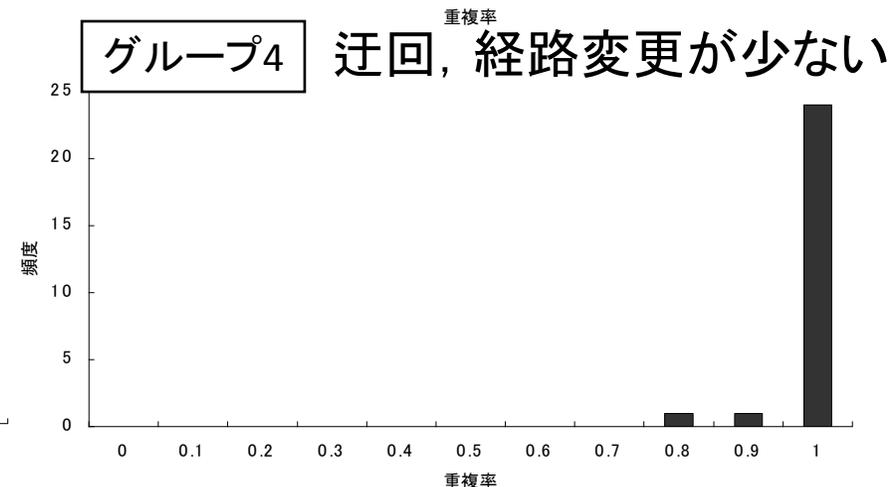
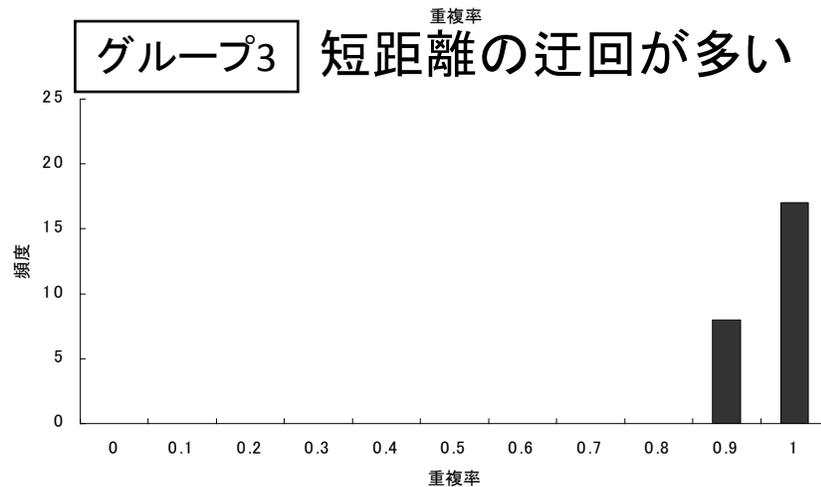
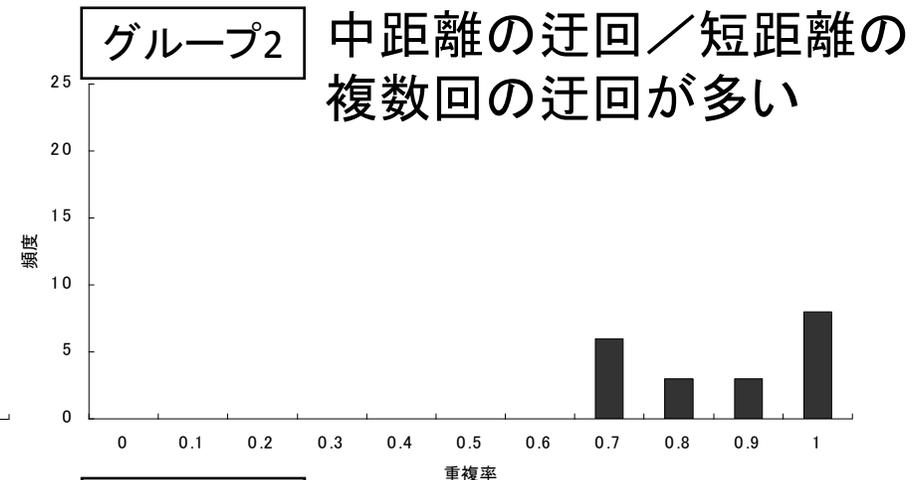
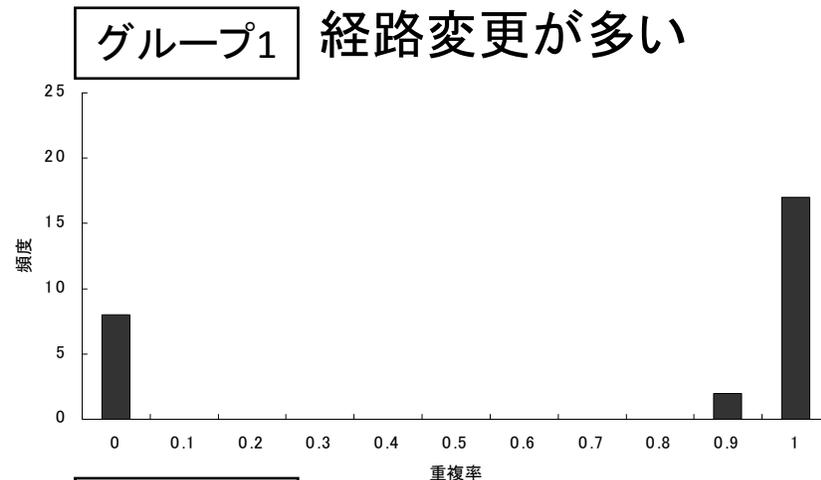
6. 頻出トリップ^o経路選択行動分析の結果

➤ 経路選択肢の集合



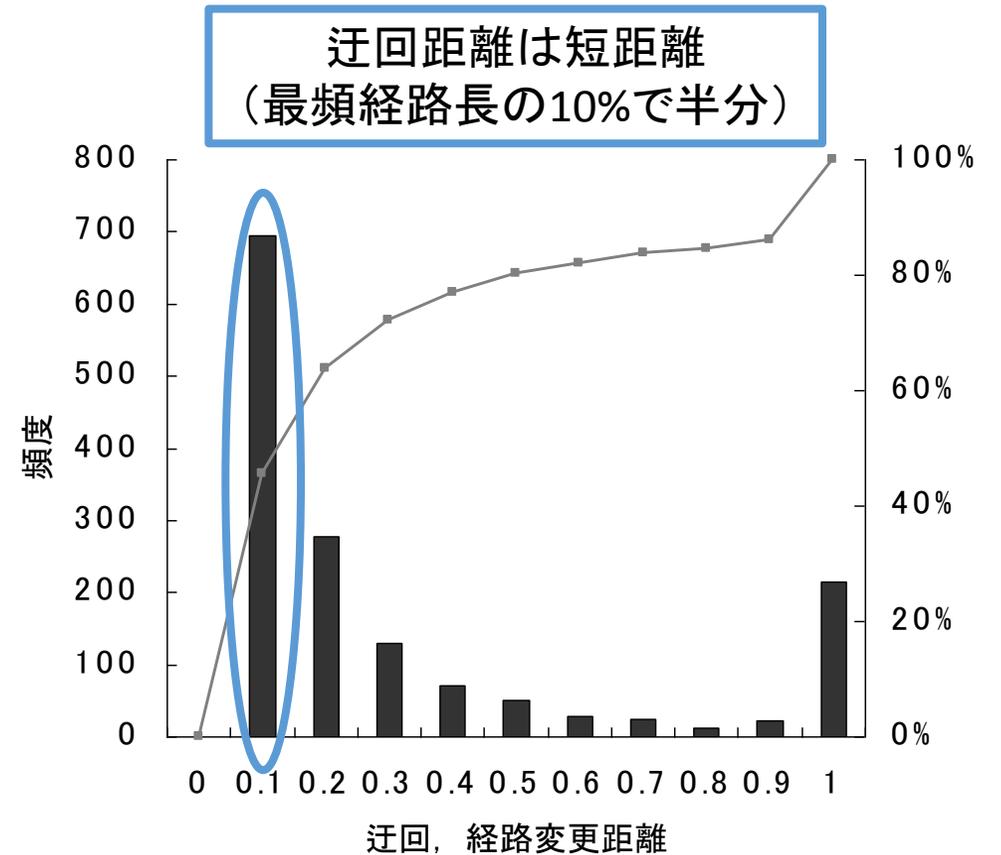
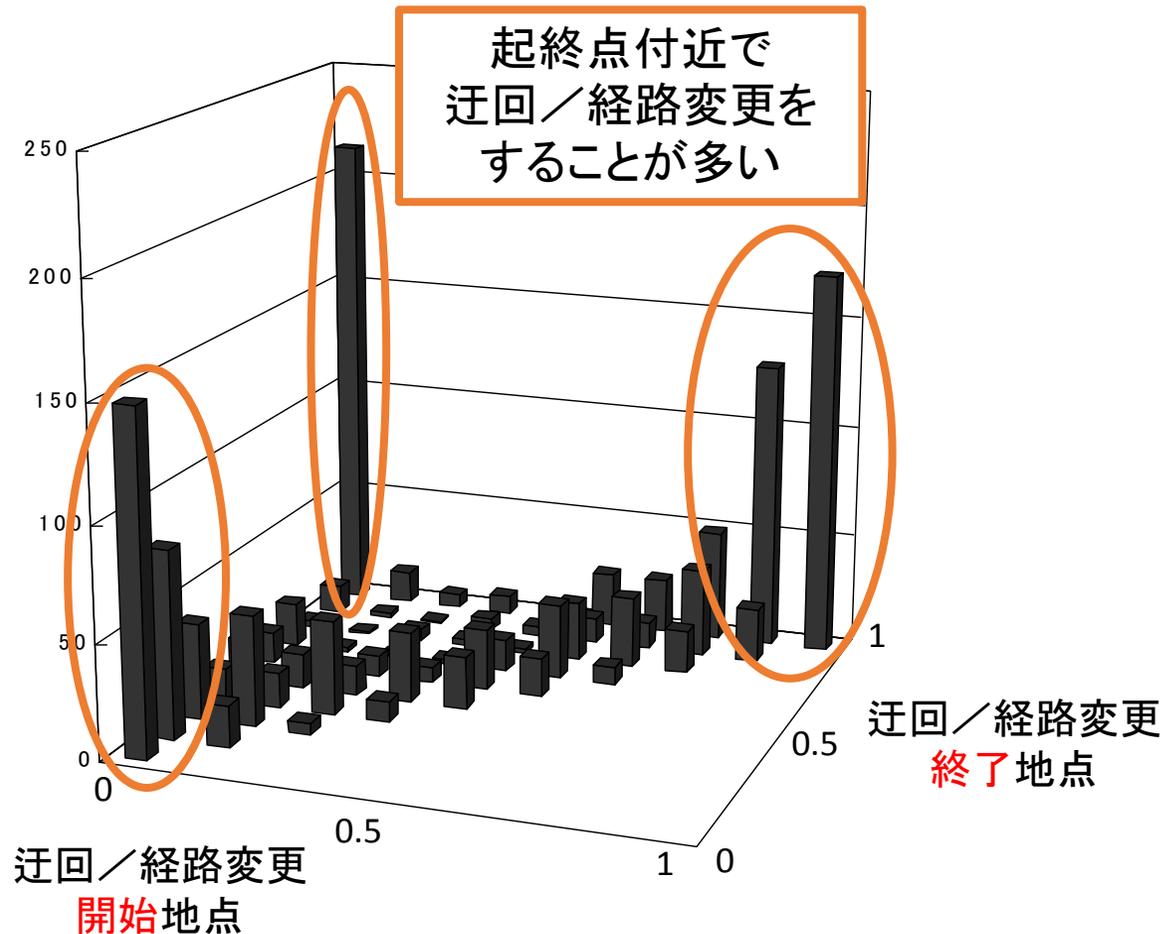
6. 頻出トリップ経路選択行動分析の結果

➤ 最頻経路との重複率



6. 頻出トリップ経路選択行動分析の結果

➤ 迂回／経路変更



7. パラメータ推定（選択肢集合）

- 複雑な意思決定過程を考慮 & 優れた計算性
- 選択肢集合の生成法
 - ① Kite法で経路を列挙した後、EBAで絞り込む
 - ② Kite法で経路を列挙した後、Labelingで絞り込む

7. パラメータ推定 (選択肢集合)

➤ 経路選択モデル: CNL

表 5.2 ケース 1: EBA, Labeling 法比較 (CNL)

モニター	ca001		ca038		ca210		wn006	
	EBA	Labeling	EBA	Labeling	EBA	Labeling	EBA	Labeling
旅行時間 (min)	-11.40 (-0.93)	-0.254 (-2.53*)	-0.926 (-1.50)	-0.110 (-1.73)	-0.861 (-3.97**)	-0.126 (-3.53**)	-0.883 (-1.68)	-0.738 (-3.35**)
時間偏差 (min)	-1.350 (-0.52)	-0.027 (-0.43)	-0.026 (-0.52)	-0.010 (-1.54)	0.282 (4.14**)	0.227 (3.57**)	0.254 (1.02)	0.169 (3.59**)
幹線比率 (%)	70.23 (0.92)	4.123 (3.31**)	12.61 (1.53)	6.642 (4.66**)	-9.533 (-4.09**)	-5.945 (-3.61**)	-2.874 (-0.33)	1.650 (-1.19)
右左折数 (回)	-3.721 (-0.69)	-0.204 (-2.18*)	0 (-)	0.003 (0.07)	0 (-)	0.209 (3.95**)	0 (-)	-0.602 (-3.48**)
スケール パラメータ	21.85 (1.17)	0.195 (1.62)	0.252 (0.24)	0.400 (1.32)	0.083 (0.61)	0.036 (0.58)	0.742 (0.42)	0.198 (0.36)
サンプル数	51	61	38	58	61	65	22	41
初期尤度	-48.06					-91.14	-17.38	-62.27
最終尤度	-23.92					-49.56	-4.582	-21.03
尤度比	0.502					0.456	0.736	0.662
修正済み尤度比	0.400	0.443	0.804	0.623	0.672	0.401	0.506	0.582

Labeling法の方が
安定して結果を出せる

(* 5% 有意, ** 10% 有意)

8. パラメータ推定（認知旅行時間）

- 頻出ODトリップに着目し、旅行時間の捉えられ方を考える
- 旅行時間...本論文で編み出された方法を用いる

8. パラメータ推定 (認知旅行時間)

➤ 忘却関数

表 5.4 ケース 2：旅行時間の認知 (旅行時間)

モデル	1	2	3	4	5	6
平均旅行時間 (min)(α_1)	-0.1362 (-22.28**)	-	-0.0882 (-5.21**)	-0.1620 (-26.14**)	-0.1782 (-27.03**)	-0.1974 (-27.54**)
前回旅行時間 (min)(α_2)	-	-0.1290 (-22.63**)	-0.0456 (-2.85**)	-0.1098 (-19.06**)	-0.1098 (-18.96**)	-0.1104 (-18.98**)
忘却関数パラメータ (α_3)	-	-	-	1	0.5	0.3
初期尤度	-2095.74	-2095.74	-2095.74	-2095.74	-2095.74	-2095.74
最終尤度	-1729.83	-1739.43	-1725.88	-1582.81	-1549.36	-1529.20
尤度比	0.175	0.170	0.176	0.245	0.261	0.270
修正済み尤度比	0.174	0.170	0.176	0.244	0.260	0.269
モデル	7	8	9	10	11	
平均旅行時間 (min)(α_1)	-0.2820 (-26.15**)	-0.4062 (-23.32**)	-0.5718 (-21.32**)	-1.3968 (-18.65**)	-2.6364 (-17.87**)	
前回旅行時間 (min)(α_2)	-0.1116 (-19.25**)	-0.1122 (-19.43**)	-0.1122 (-19.51**)	-0.1128 (-19.62**)	-0.1128 (-19.64**)	
忘却関数パラメータ (α_3)	0.1	0.05	0.03	0.01	0.005	
初期尤度	-2095.74	-2095.74	-2095.74	-2095.74	-2095.74	
最終尤度	-1508.53	-1505.65	-1505.16	-1505.17	-1505.27	
尤度比	0.28019	0.28157	0.28180	0.28179	0.28175	
修正済み尤度比	0.27924	0.28061	0.28084	0.28084	0.28080	

(* 5% 有意, ** 10% 有意, サンプル数: 1839)

8. パラメータ推定 (認知旅行時間)

➤ 旅行時間の差分、標準偏差

表 5.5 ケース 2 : 旅行時間の認知 (差分, 標準偏差を考慮)

モデル	12	13	14	15
平均旅行時間 (min)(α_1)	-0.5322 (-19.61**)	-0.4386 (-15.69**)	-0.4338 (-15.28**)	-0.4458 (-16.00**)
前回旅行時間 (min)(α_2)	-0.1446 (-20.90**)	-0.1590 (-22.49**)	-0.1674 (-22.44**)	-0.1488 (-22.03**)
忘却関数パラメータ (α_3)	0.03	0.03	0.03	0.03
差分正 (実測値:min)(α_4)	0.0822 (5.28**)	-	-	-
差分負 (実測値:min)(α_5)	-0.2130 (-11.76**)	-	-	-
差分正 (ダミー)(α_4)	-	0.992 (10.71**)	-0.00723 (-1.48)	-
差分負 (ダミー)(α_5)	-	1.623 (4.86**)	0.597 (4.98**)	-
標準偏差 (min)(α_6)	-	-	0.3834 (10.95**)	0.3906 (14.23**)
初期尤度	-2095.74	-2095.74	-2095.74	-2095.74
最終尤度	-1428.86	-1367.22	-1358.60	-1387.90
尤度比	0.318	0.348	0.352	0.338
修正済み尤度比	0.316	0.346	0.350	0.336

(* 5% 有意, ** 10% 有意, サンプル数 : 1839)

8. パラメータ推定 (認知旅行時間)

➤ 非選択経路の認知

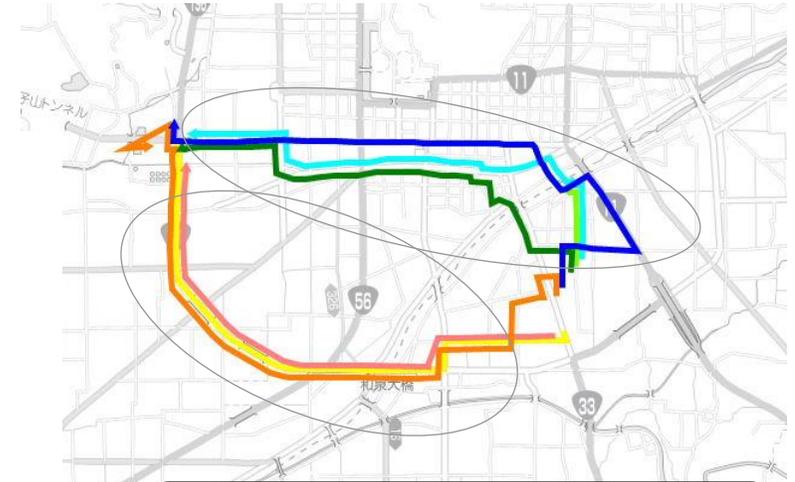
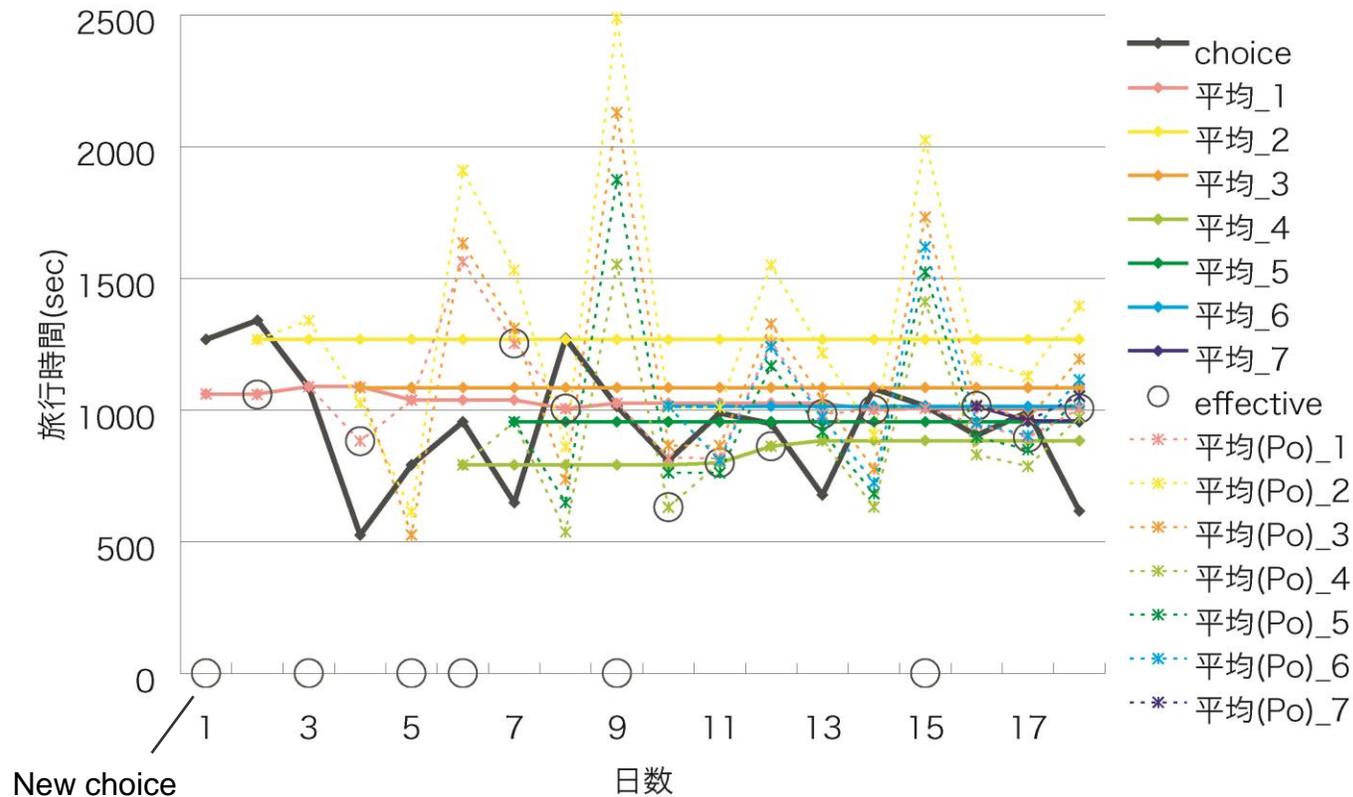
表 5.6 ケース 2 : 旅行時間の認知 (非選択経路の認知)

モデル	16(9)	17	18
$t-1$ 時点非選択経路認知	normal	positive	negative
平均旅行時間 (min)(α_1)	-0.5718 (-21.32**)	-0.5423 (-20.38**)	-0.5098 (-19.15**)
前回旅行時間 (min)(α_2)	-0.1122 (-19.51**)	-0.1236 (-17.21**)	-0.0665 (-15.42**)
忘却関数パラメータ (α_3)	0.03	0.03	0.03
初期尤度	-2095.74	-2095.74	-2095.74
最終尤度	-1505.16	-1516.22	-1630.03
尤度比	0.282	0.277	0.222
修正済み尤度比	0.281	0.276	0.221

(* 5% 有意, ** 10% 有意, サンプル数 : 1839)

9. 個人間の異質性

➤ “Positive” な場合

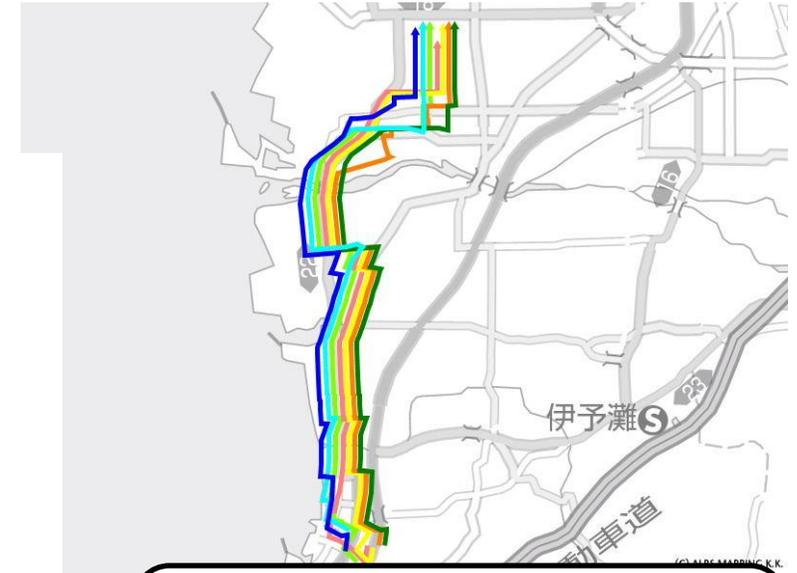
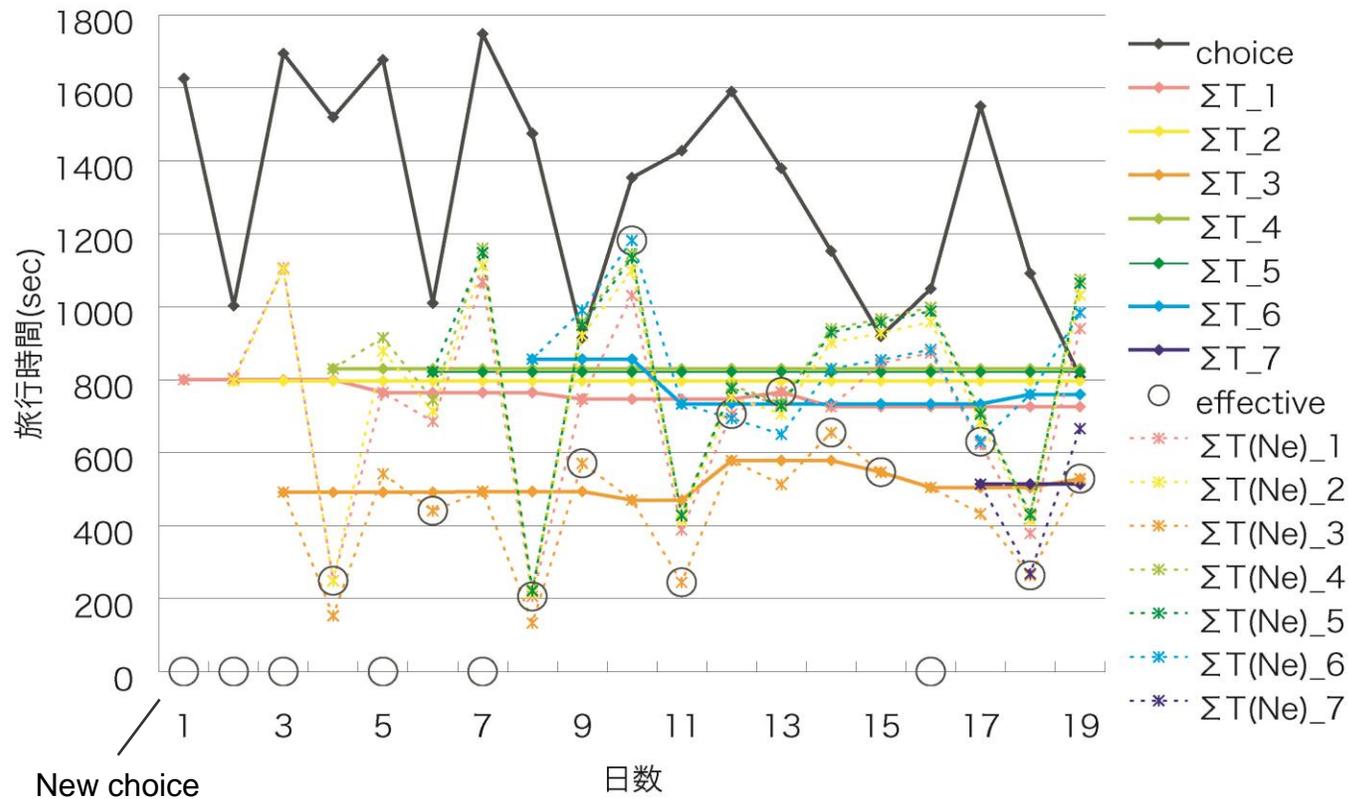


今日の道は混んだ。
他の道も同様に混んだはず。
明日はいつもと違う道を使おう。



9. 個人間の異質性

➤ “Negative” な場合



今日の道は混んだ。
他の道は逆に空いていたはず。
明日は他の道を使おう。

