

W. W. Recker, M. G. McNally, and G. S. Roor, 1986,
**A model of complex travel
behavior**

B4 渡邊 葵

目次

1. 要旨
2. 背景と特徴
3. 理論
4. 実装と例
5. 結論

目標

Activity Model について，概要，理論の枠組み，実装例を理解する

1. 要旨

論文全体の要旨と概要

1. 要旨

Activity Model の導入

- アクティビティ（通勤，通学，買い物，交際…）についての予測理論
- 移動はアクティビティの派生需要
- 移動を生じさせるアクティビティについて，様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

PART1：アクティビティモデルの概要と理論

PART2：アクティビティモデルの実装例(STARCHILDモデル)と適用例

2. 背景と特徴

2.1 背景

2.2 アクティビティモデルの特徴

2.3 従前の方法との比較

2. 背景と特徴

2.1 背景

◆ 従前の交通需要予測の方法：トリップベース

Ex. 四段階推定法

各モデルの統合性	発生集中，分布，分担，配分 各モデルが独立，下位モデルが上位モデルに影響なし → 交通政策の実施時に，誘発交通が考慮できない
時空間の解像度	集計されたOD表が基になる ゾーン単位，日ごとor時間帯ごと
時間の概念	時間の概念なし 静的

Ex. 従前の手法では変化を見積もれない例

- ・ガソリンの利用規制 → 車の利用を控えて他の交通手段を利用
- ・フレックス制の導入 → 通勤時間や通勤方法の変化

2. 背景と特徴

2.1 背景

◆ 従前の交通需要予測の方法：トリップベース

- 各モデルが分離
- 時空間の解像度が低い
- 静的



◆ アクティビティモデル：トリップは活動の派生需要

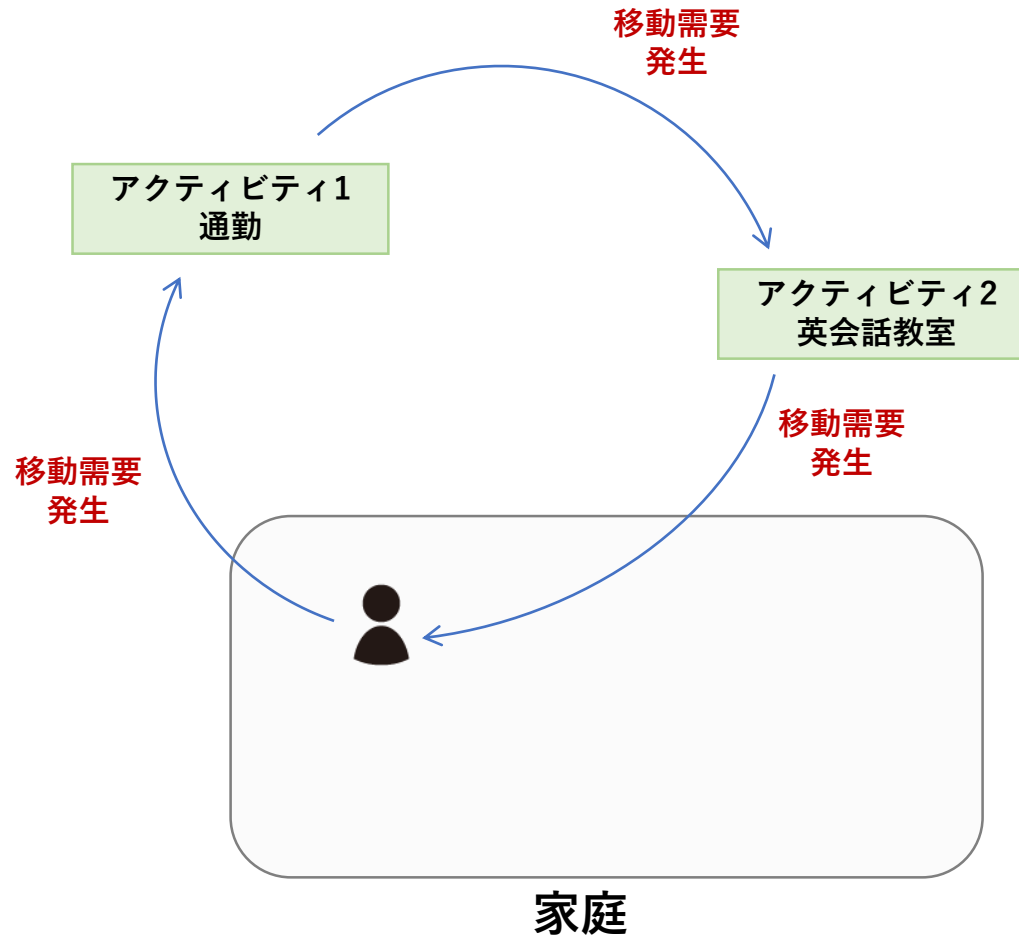
- アクティビティを明示的に扱う
- 移動を生じさせるアクティビティについて、様々な時間的、空間的、家庭的制約の中で、いつ、どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

2. 背景と特徴

2.2 アクティビティモデルの特徴

◆ 特徴1：アクティビティを明示的に扱う

利用可能な時間内でアクティビティをスケジューリングする過程で、移動需要が自ずと発生

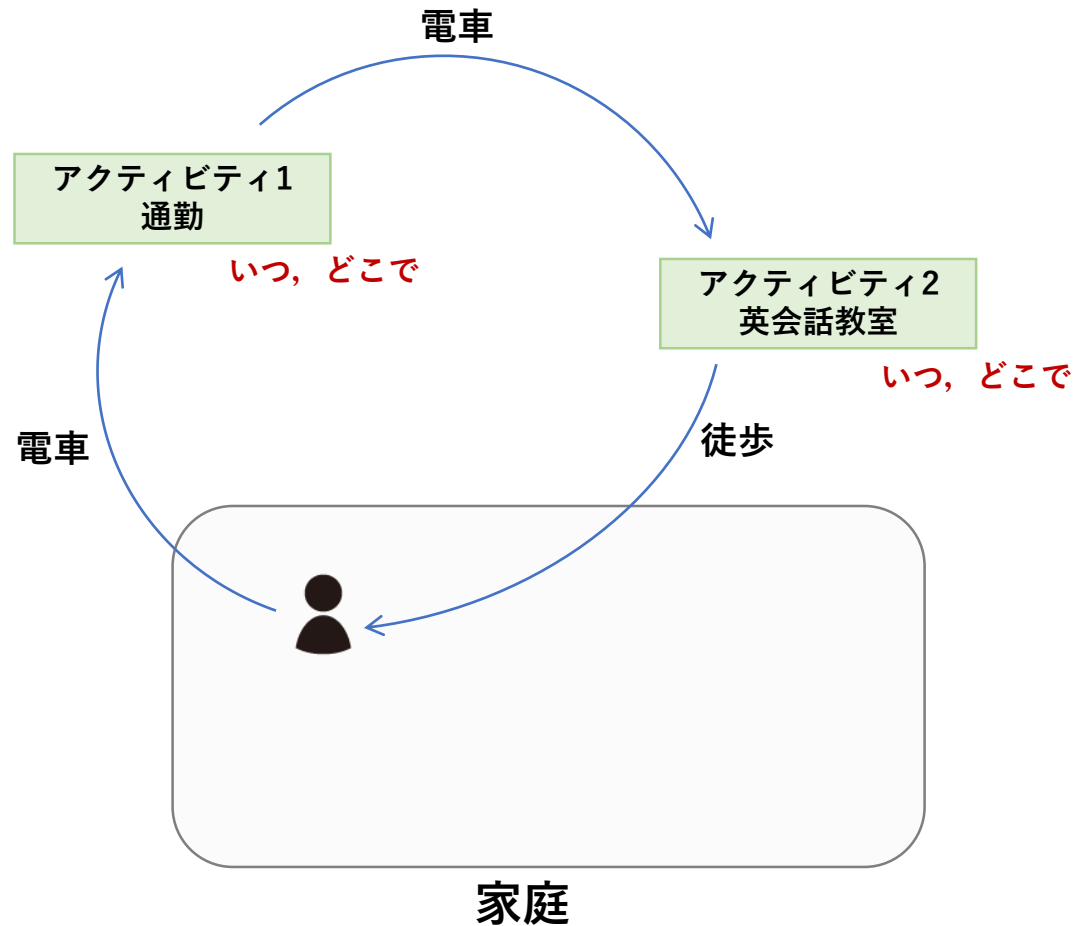


2. 背景と特徴

2.2 アクティビティモデルの特徴

◆ 特徴 2 : アクティビティの空間的, 時間的分布を明示的に扱う

アクティビティを空間的, 時間的に接続しなければならない

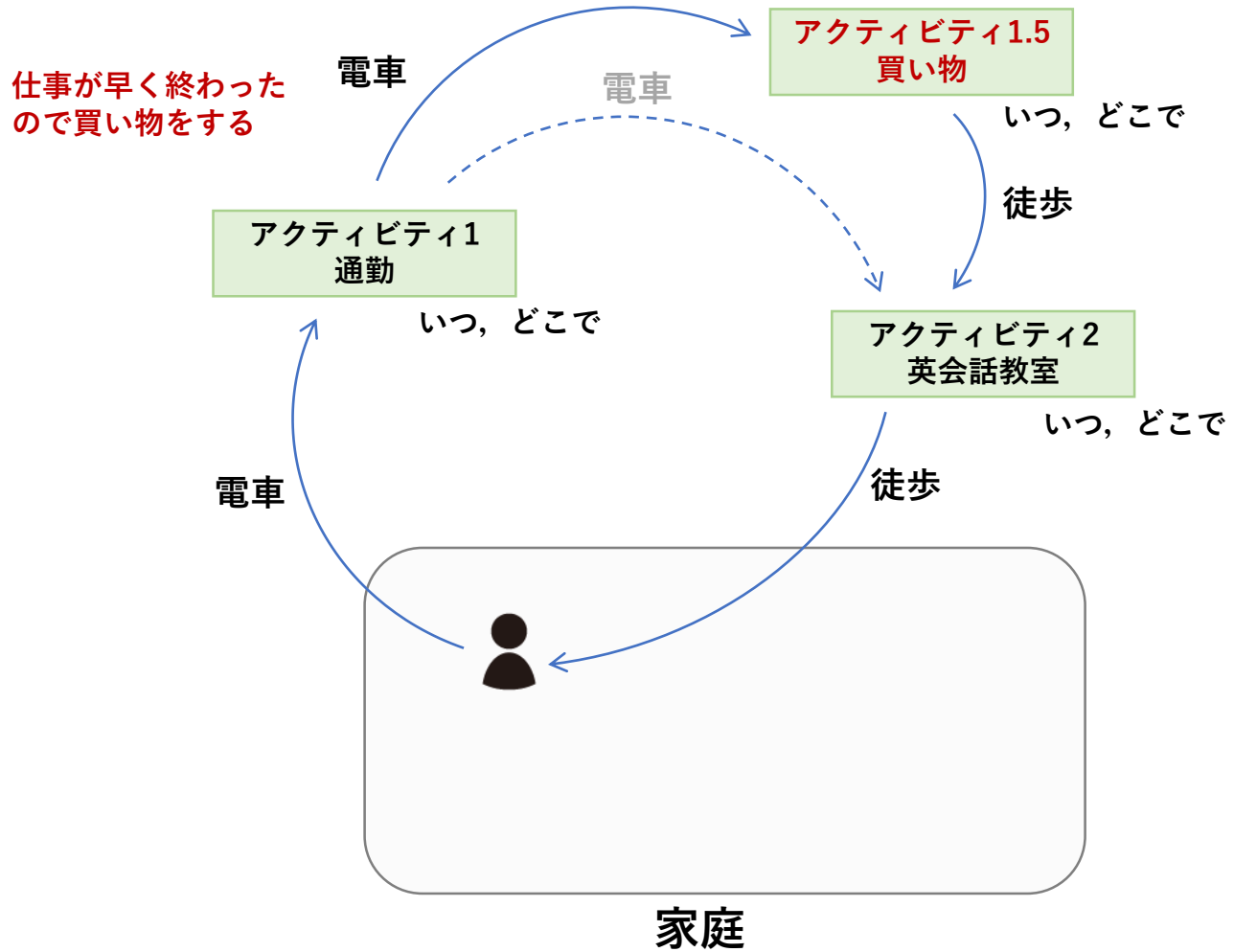


2. 背景と特徴

2.2 アクティビティモデルの特徴

◆ 特徴3：個人のアクティビティパターン全体に着目

個人のアクティビティスケジュール内での、アクティビティ間の相互作用を取り込む

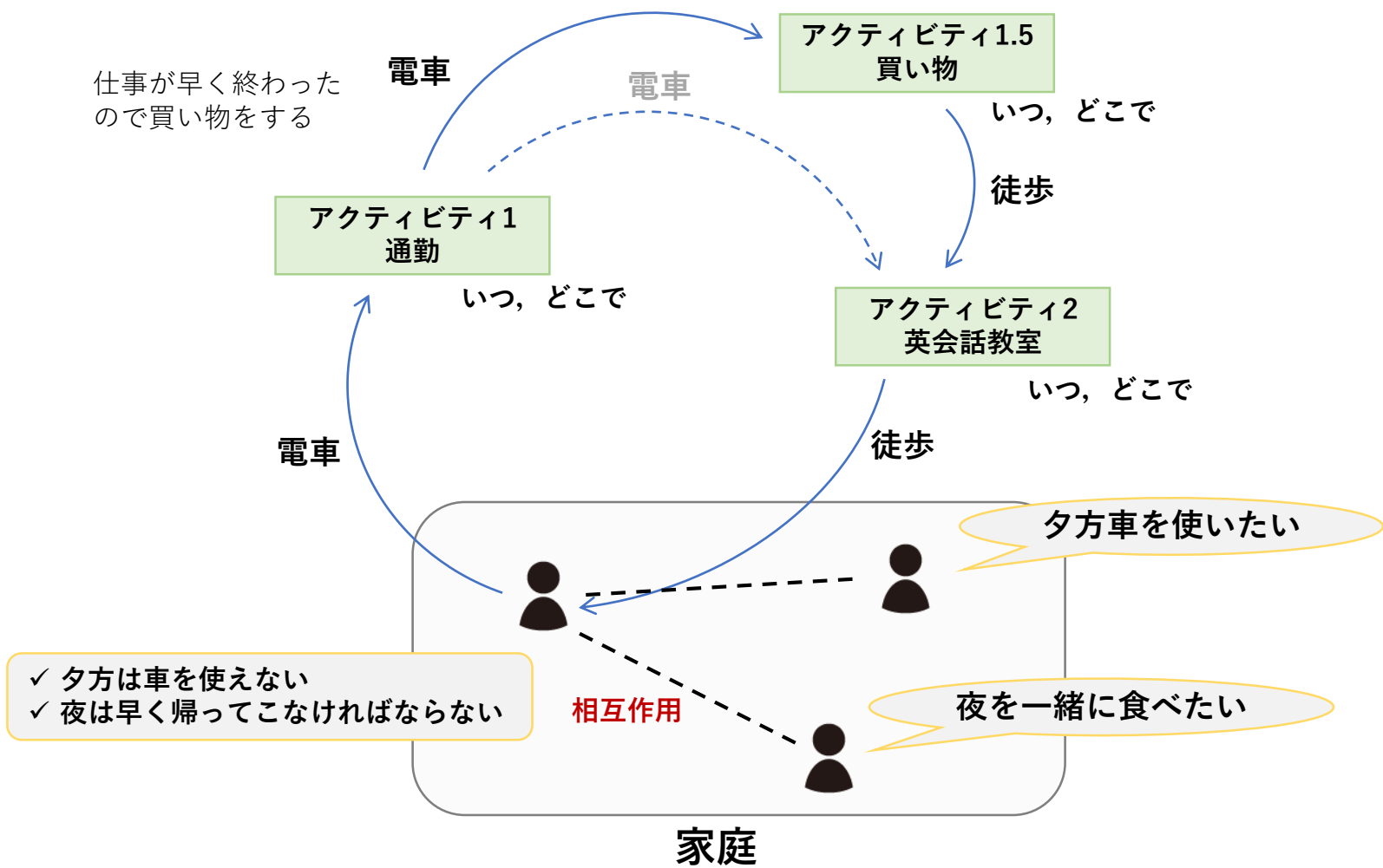


2. 背景と特徴

2.2 アクティビティモデルの特徴

◆ 特徴4：家庭内のメンバー間の相互作用を考慮

他の家族の行動が制約条件を与える

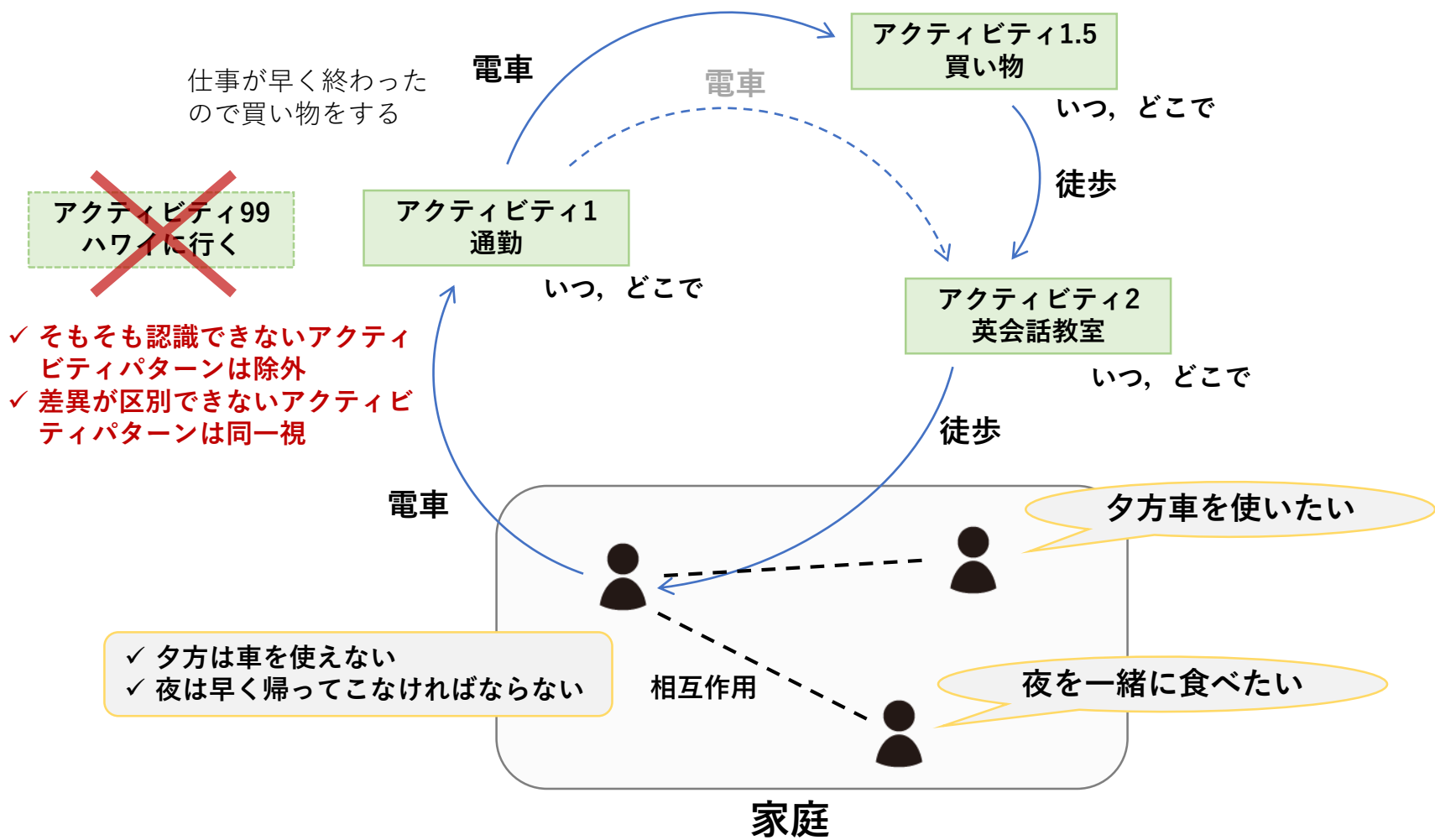


2. 背景と特徴

2.2 アクティビティモデルの特徴

◆ 特徴 5 : アクティビティの選択肢集合を決定する際に認知的な限界を考慮

個人が区別できない選択肢は同一視し， 選択肢集合の大きさを既存のモデルで扱えるサイズに



2. 背景と特徴

2.3 従前の方法との比較

◆ アクティビティモデル：トリップは活動の派生需要と捉える

Ex. 四段階推定法

アクティビティモデル

各モデルの統合性

発生集中，分布，分担，配分
各モデルが独立
下位モデルが上位モデルに影響なし

活動発生，交通手段選択，目的地選択
などの各ステップを統合
一つの要素に関する意思決定が，他の
意思決定に影響する作用を考慮

時空間の解像度

集計されたOD表が基になる
ゾーン単位，日ごとor時間帯ごと

家庭内の個人が単位，非集計
選択肢に関する時空間的な制約条件
を反映
個人間の相互作用を考慮

時間の概念

時間の概念なし
静的

動的な交通状況を表現

Ex. 従前の手法では変化を見積もれない例

- ・ガソリンの利用規制 → 車の利用に対して制約条件をつける
- ・フレックス制の導入 → 通勤というアクティビティの実施時間を変える

2. 背景と特徴

2章のまとめ

Activity Model の導入 (vs. トリップベース)

- アクティビティ（通勤，通学，買い物，交際…）を明示的に扱う
- 移動はアクティビティの派生需要
- 移動を生じさせるアクティビティについて，様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する



個人単位の動的な行動の予測

3. 理論

3.1 理論の枠組み

3.2 定式化

3.3 アクティビティの分類

3.4 効用の計算

3. 理論

3.1 理論の枠組み

インプット：

行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：

様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定

3. 理論

3.1 理論の枠組み

インプット：

行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：

様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P （実施するアクティビティ一覧）を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F （一連のアクティビティとその間の移動）を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定



この人はアクティビティ1とアクティビティ2を行う

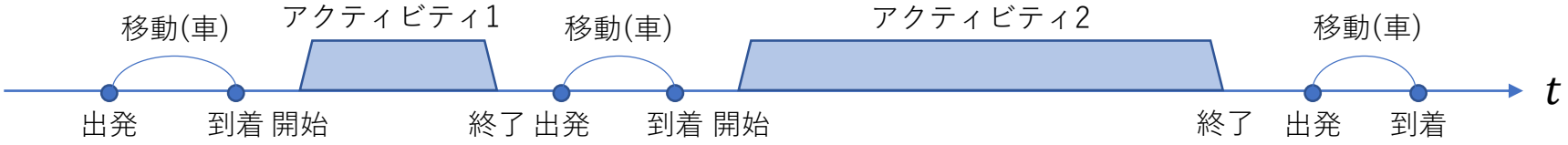
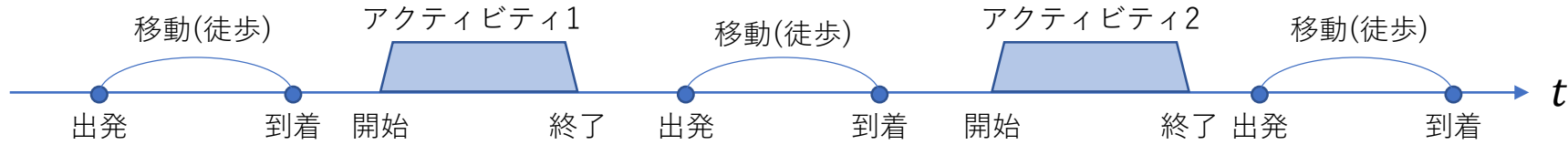
3. 理論

3.1 理論の枠組み

インプット：
行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：
様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
 4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定



アクティビティのために移動が必要になる
移動に車を使うことで，アクティビティ2を行う時間が伸びる

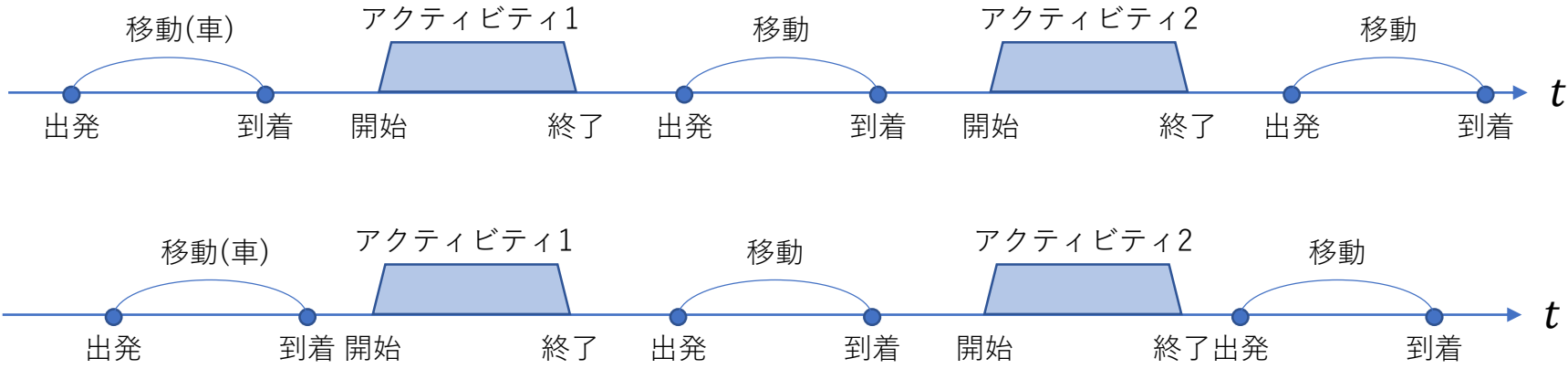
3. 理論

3.1 理論の枠組み

インプット：
行動データ， ネットワークデータ， アクティビティの空間分布と時間分布

目的：
様々な時間的， 空間的， 家庭的制約の中で， いつ， どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし， 個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
 4. 各アクティビティパターンの効用を用いて， 選択モデルのパラメータ推定



これらは出発時刻と到着時刻が違うだけで， 同じアクティビティパターンとして認識される

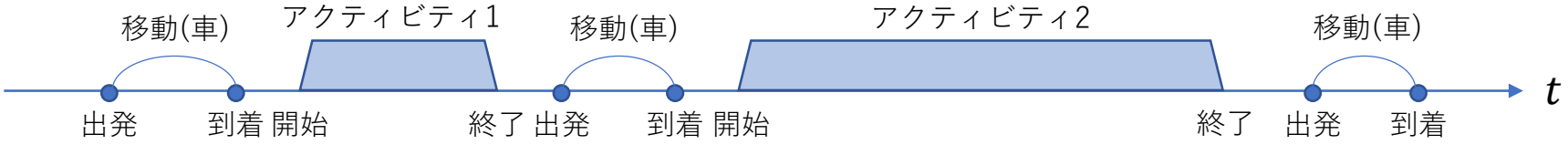
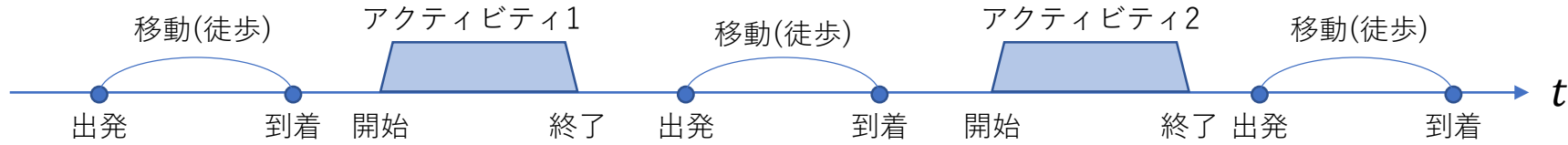
3. 理論

3.1 理論の枠組み

インプット：
行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：
様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
 4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定



各アクティビティパターンの効用を計算して，選択モデルのパラメータ推定
どのアクティビティパターンを選ぶか予測する

3. 理論

3.2 定式化

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし, 個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて, 選択モデルのパラメータ推定

◆ 全体の流れ：アクティビティプログラム P からアクティビティパターン AP を決定

実行されたアクティビティパターン
一連のアクティビティとその間の移動

個人のアクティビティプログラム
特定の時間に完了させなければならないアクティビティ一覧

$$AP = d \circ P \quad ; \quad d \in D$$

決定されたアクティビティのスケジュール
時空間内でアクティビティが接続されている

個人にとって可能なすべてのアクティビティのスケジュール
移動手段の供給環境など制約を受ける

3. 理論

3.2 定式化

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし, 個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて, 選択モデルのパラメータ推定

$$A = \{Z, X\}$$

個人のアクティビティプログラム P を構成する n 個の **アクティビティ** (a_1, a_2, \dots, a_n)

予定外のアクティビティの集合 $X = \{X_O, X_H\}$

予定されていたアクティビティの集合 $Z = \{Z_O, Z_H\}$

家の外 家の内

アクティビティの分類については3.3節で詳しく扱う
アクティビティを

planned/unplanned & **out-of-home/in-home**
で分類することが一つのポイント

3. 理論

3.2 定式化

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P （実施するアクティビティ一覧）を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F （一連のアクティビティとその間の移動）を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定

個人のアクティビティプログラム
(実施するアクティビティ一覧)
 P

種々の制約条件を考慮



可能なすべてのアクティビティパターン
(一連のアクティビティとその間の移動)
 F

3. 理論

3.2 定式化

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P （実施するアクティビティ一覧）を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F （一連のアクティビティとその間の移動）を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定

Classification reduction process

$$C = \psi \circ F$$

個人が認識している選択肢集合

- 選択肢の数が F より少ない
- すべてが別々の選択肢として区別できる
- 環境の制約と家庭の制約を反映
- 個人によって異なる
- 時間によっても異なる

可能なすべてのアクティビティパターン

- 制約を満たすものすべて
- まだまだ多い
- すべてを別々の選択肢として認識しているとは限らない

3. 理論

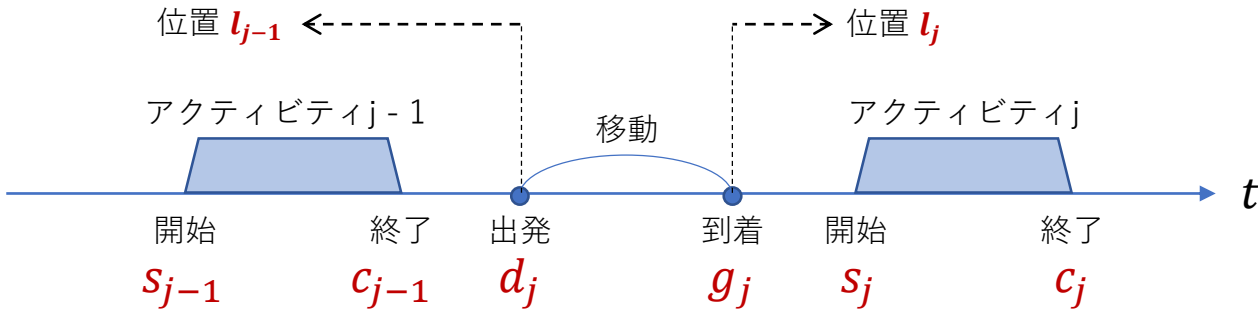
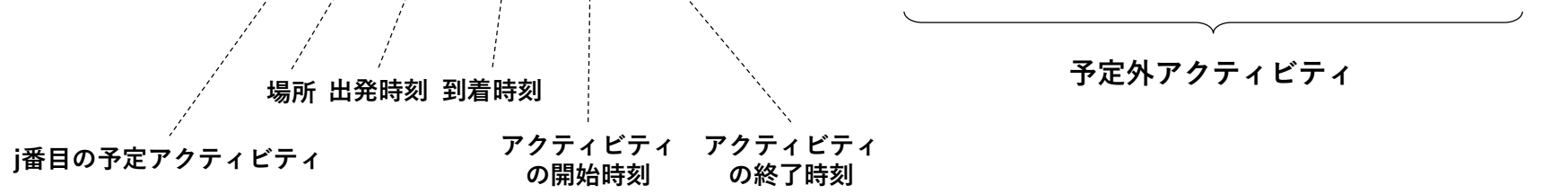
3.2 定式化

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし, 個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて, 選択モデルのパラメータ推定

◆ アクティビティパターンの要素

$$AP = \{ (j, l_j, d_j, g_j, s_j, c_j), \forall j; \underbrace{(j_j^*, l_j^*, d_j^*, g_j^*, s_j^*, c_j^*), \forall j^*}_{\text{予定外アクティビティ}} \}$$



3. 理論

3.2 定式化

手順：

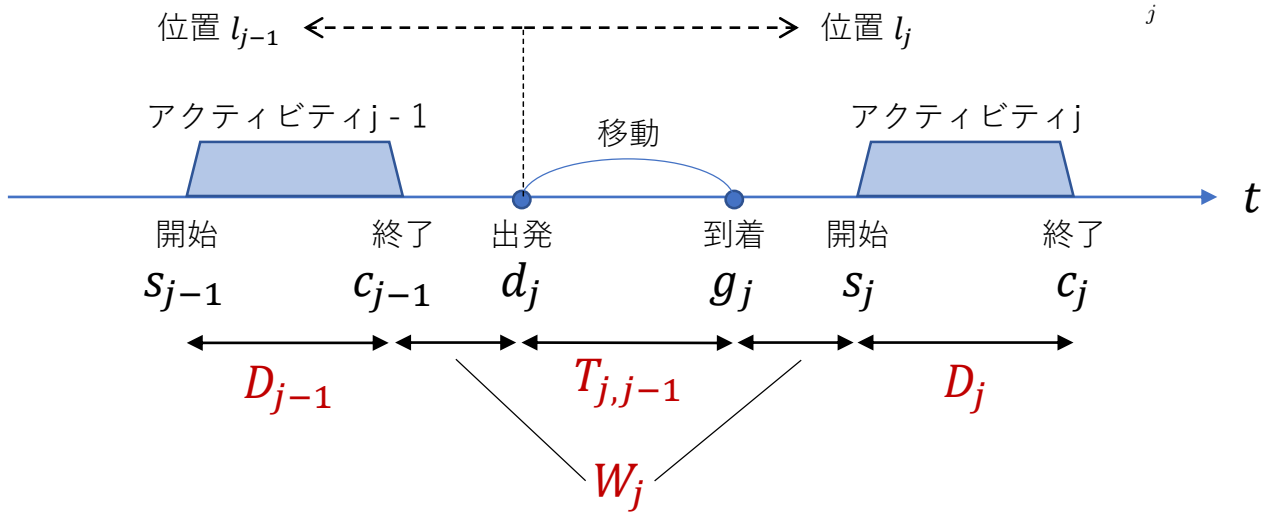
1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし, 個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて, 選択モデルのパラメータ推定

◆ アクティビティパターンの時間依存性

アクティビティまでの**移動時間** : $T_{j,j-1} = j-1$ から j への移動時間
 アクティビティを開始するまでの**待ち時間** : $W_j = s_j - g_j + d_j - c_{j-1}$
 アクティビティへの**参加時間** : $D_j = c_j - s_j$

$$\left. \begin{array}{l} \text{移動時間} \\ \text{待ち時間} \\ \text{参加時間} \end{array} \right\} Q_j = D_j + T_{j,j-1} + W_j$$

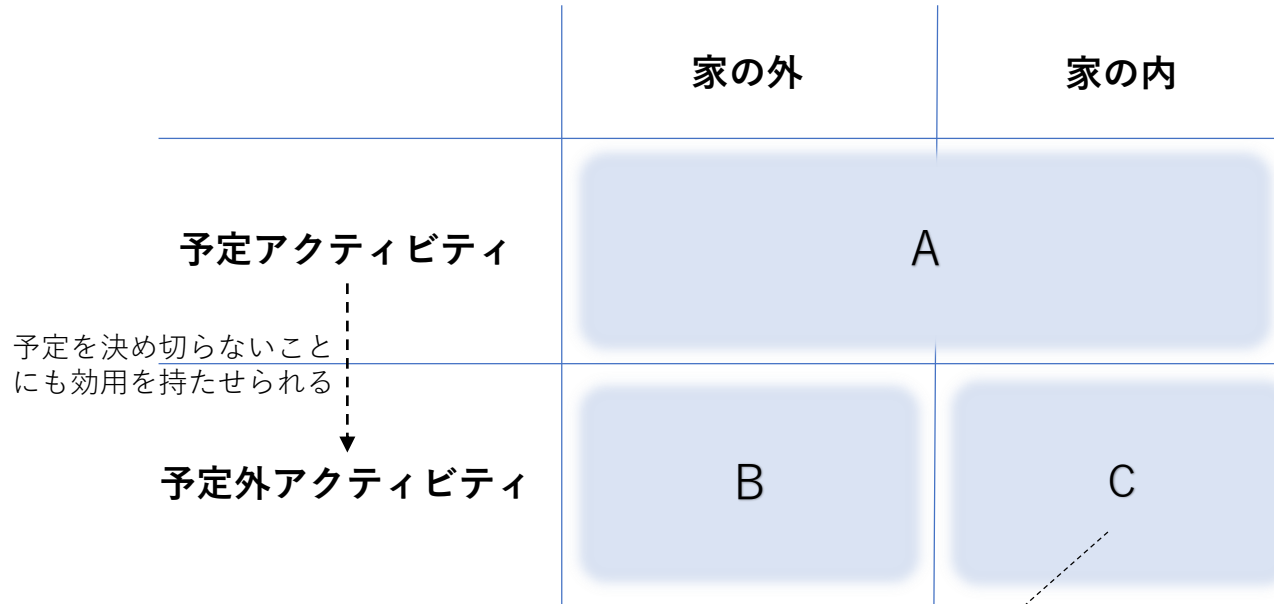
$$\rightarrow \sum_j Q_j = \text{action period}$$



3. 理論

3.3 アクティビティの分類

◆ 効用の計算方法などが異なる



家の内での、自由目的の予定外アクティビティ

- 家の外でのスケジュールを設定した副産物として発生するアクティビティがある
Ex. 二つの連続したトリップを繋げないという判断をした場合、自由に家にいるというアクティビティが生じる
 - 家の中での予定アクティビティには待ち時間が存在しない
家の中での予定アクティビティの待ち時間は、自由目的の予定外アクティビティ
- この効用は、家で過ごす時間、および、一緒に家にいる家族の数と強く関係

3. 理論

3.4 効用の計算

◆ 全体の流れ

$$U(AP_k) > U(AP_p) ; \forall S_p \in F \Rightarrow S_k \text{ を選択}$$

アクティビティスケジュール S_k によって
生じる **アクティビティパターン**

トータルの効用

- A. 予定アクティビティへの参加と移動による効用
- B. 予定外の家の外でのアクティビティへの参加と移動による期待効用
- C. 予定外の家の内でのアクティビティへの参加と移動による期待効用

個人にとっての可能なすべての選択肢集合
制約を満たすアクティビティパターンすべて

	家の外	家の内
予定アクティビティ	A	
予定外アクティビティ	B	C

3. 理論

3.4 効用の計算

A. 予定アクティビティ

効用

$$E\{U(D_j)\} = U(D_j) \cdot P_j$$

期待値

予定アクティビティjに参加して費やされた時間 D_j の効用

アクティビティパターン内のj番目に位置する
予定アクティビティを完了するのに十分な時間がある**確率**

	家の外	家の内
予定アクティビティ	A	
予定外アクティビティ	B	C

$$U(D) = \sum_j E\{U(D_j)\}$$

予定アクティビティに参加して得られる**効用の合計**

- **待ち時間**：家の外での予定アクティビティへの待ち時間のみ負効用
- **移動の負効用**：トリップ時間長いほど効用低, アクティビティの重要度が高いほど効用高

3. 理論

3.4 効用の計算

A. 予定アクティビティ $E\{U(D_j)\} = U(D_j) \cdot P_j$

• 各 D_j について, $U(D_j) = const.$

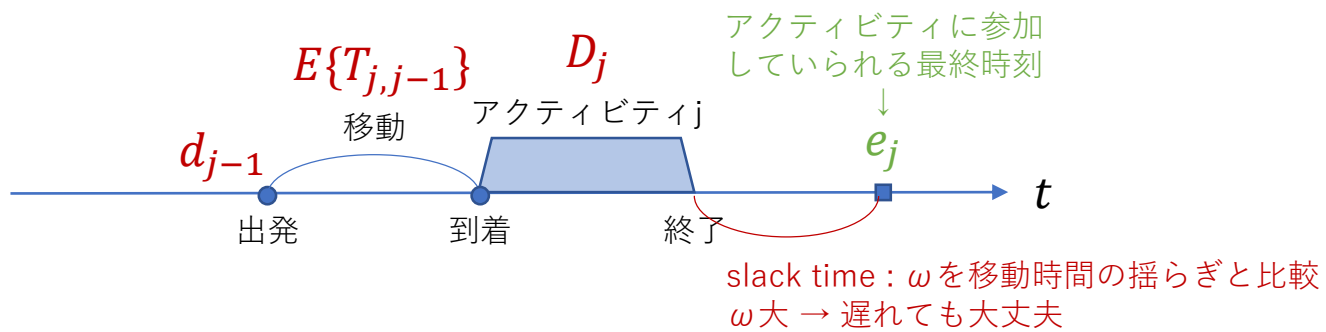
アクティビティ j に参加して費やされた時間 D_j の効用は, アクティビティを実行するのに十分な時間さえあれば, アクティビティの重要度(4段階)のみで決まる

• アクティビティを完了するのに十分な時間があるか

移動時間のゆらぎを仮定: $[-\frac{\delta_j}{2}, +\frac{\delta_j}{2}]$ で一様分布

$$P_j = \min[o(\omega^j / \delta_j), 1]$$

$$\omega = e_j - [d_{j-1} + E\{T_{j,j-1}\} + D_j]$$



3. 理論

3.4 効用の計算

B. 家の外での予定外アクティビティ

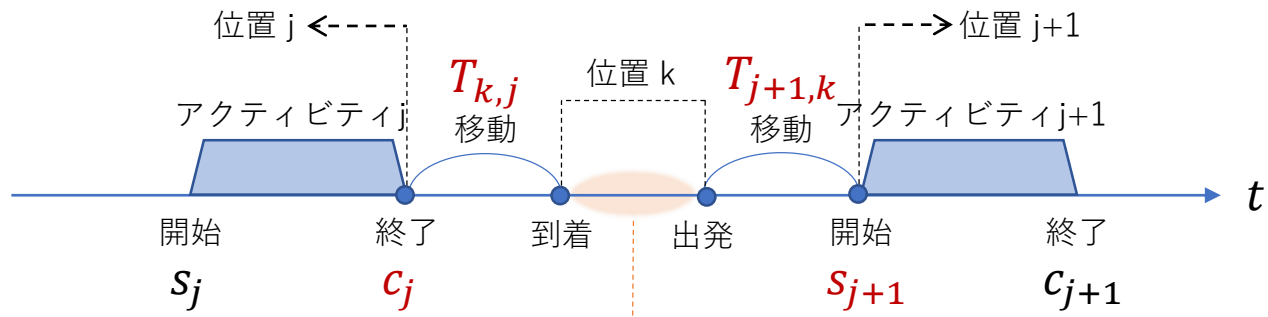
予定外アクティビティに遭遇して効用を得る確率
 = “時間内に行くことができるアクティビティの数” の関数
 = “**時空間プリズムの容量**” の関数

	家の外	家の内
予定アクティビティ	A	
予定外アクティビティ	B	C

時空間プリズム

$$\rho = \{(k, t) \mid c_j + T_{kj} \leq t \leq s_{j+1} - T_{j+1,k}\}$$

アクティビティの場所と、アクティビティを完了するのに必要な時間の、時空間上の分布



位置kで予定外アクティビティができる

3. 理論

3.4 効用の計算

B. 家の外での予定外アクティビティ

効用

予定外アクティビティj*が時刻tに起こると
仮定した場合、位置kでそれに参加する**確率**

時刻tに予定外アクティビティj*
が起こる**確率**

$$U_k(V_{j^*}) = U_k(D_{j^*k}) \cdot P_t\{k|j^*\} \cdot P_t(j^*)$$

位置kでの予定外アクティビティj*
に参加する可能性Vの**効用**

位置kでの予定外アクティビティj*に
参加して費やされた時間Dの**効用**



$$U(V^*) = \sum_j \sum_{k \in \Omega^*} U_k(D_{jk}) \cdot P_t\{k|j\} \cdot P_t(j)$$

予定外アクティビティに参加する
可能性Vの**効用の合計**

予定外アクティビティjに参加
可能なすべての位置の**集合**

- **待ち時間**：なし
- **移動の負効用**：トリップ時間長いほど効用低

3. 理論

3.4 効用の計算

B. 家の外での予定外アクティビティ

$$\begin{aligned}
 U(V^*) &= \sum_j \sum_{k \in \Omega^*} U_k(D_{jk}) \cdot P_t\{k|j\} \cdot P_t(j) \\
 &= \sum_j \sum_{k \in \Omega^*} \mu_j \cdot M_{kj} / M_j \cdot 1/\gamma_j
 \end{aligned}$$

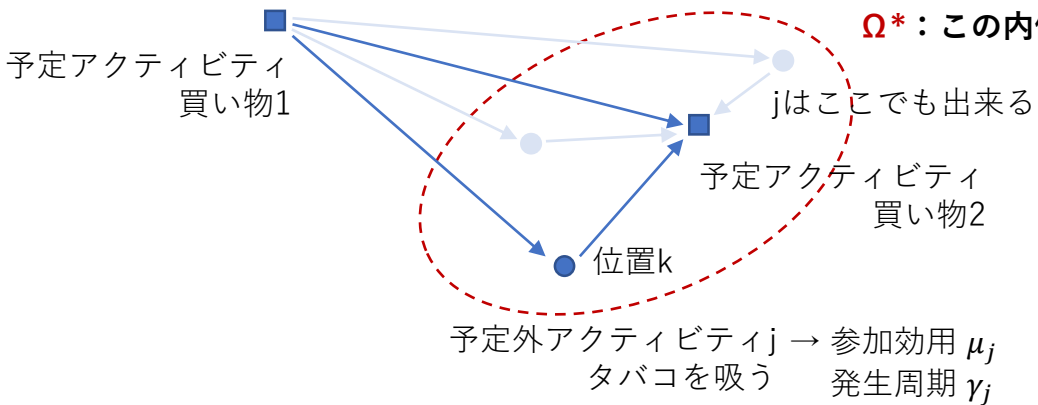
予定外アクティビティjに参加して得られる**効用(const.)**

予定外アクティビティjの**発生周期**の平均

予定外アクティビティjが時刻tに起こる**確率**(周期が長いほど発生確率低)

アクティビティjを行うことができるすべての場所について、そこへ向かう**トリップ数**の和

アクティビティjを位置kで行う場合、位置kへ向かう**トリップ数**



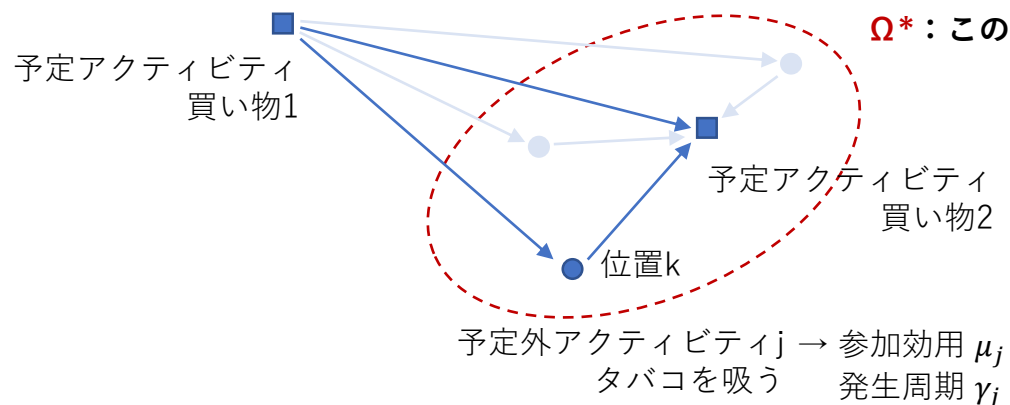
Ω*: この内側ならアクティビティjを行える

- 時間制約により範囲が決まる
1. 予定外アクティビティjを位置kで完了すると期待される時刻が、そのアクティビティに参加していただける最終時刻よりも前
 2. 次の予定アクティビティを行う場所に到着すると期待される時刻が、次のアクティビティを開始しなければならない時刻よりも前

3. 理論

3.4 効用の計算

B. 家の外での予定外アクティビティ



1. 予定外アクティビティjを位置kで完了すると期待される時刻が、そのアクティビティに参加している最終時刻よりも前
2. 次の予定アクティビティを行う場所に到着すると期待される時刻が、次のアクティビティを開始しなければならない時刻よりも前

• アクティビティのカテゴリライズ

様々な種類の予定外アクティビティjについて、 $\mu_j, \gamma_j, \Omega^*$ をすべて計算するのは大変
アクティビティを5カテゴリーに分け、各々について、それを行えるゾーンや時間などを決める
 カテゴリー：日用品の買い物、服や小型の機器の買い物、その他の買い物、レストラン、その他

• 移動の負効用

予定アクティビティ間を直で移動した場合と**寄り道をした場合との差**でみる
 この増えた分の時間は、その時間にそこで予定外アクティビティを行う確率 $P_t\{k|j\}$ をかけて、すべてのk,jについて足し合わせる

3. 理論

3.4 効用の計算

C. 家の中での予定外アクティビティ(自由目的)

特徴

- 家の外でのスケジュールを設定した**副産物として発生するアクティビティ**がある
Ex. 二つの連続したトリップを繋げないという判断をした場合、自由に家にいるというアクティビティが生じる
- 家の中での予定アクティビティには待ち時間が存在しない
家の中での予定アクティビティの待ち時間は、**自由目的の予定外アクティビティ**
➤ この効用は、家で過ごす時間、および、一緒に家にいる家族の数と強く関係

効用

$$U(D_h) = f(\text{家で過ごす時間, 一緒に家にいる家族の数})$$

1. 自分だけ
2. 自分以外もいるが、家族全員ではない
3. 家族全員

	家の外	家の内
予定アクティビティ	A	
予定外アクティビティ	B	C

- **待ち時間**：なし
- **移動の負効用**：トリップ時間長いほど効用低

3. 理論

理論のまとめ

インプット：

行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：

様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定

	家の外	家の内
予定アクティビティ	A	
予定外アクティビティ	B	C

4. 実装と例

4.1 STARCHILDモデル

4.2 適用例

4. 実装と例

4.1 STARCHILDモデル

インプット：

行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：

様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
5. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】

補足：

- 手順2について

アクティビティプログラム P の各アクティビティの間に，**家の内での予定外アクティビティ (自由目的)**を挿入していき，制約に沿うもののみ残す，という作業も含む

- 手順4について

手順3までで減らされた選択肢集合 C においても，依然として選択肢集合の数が多いときは，効用を決定する説明変数たちについて**パレート最適になっている選択肢のみを残す**ことで，明らかに効用が低い選択肢は除外しておく

4. 実装と例

4.2 適用例

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし、個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
 4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
 5. 各アクティビティパターンの効用を用いて、選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】

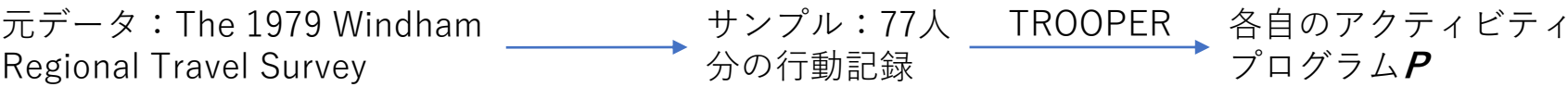


Table 1. Observed sample characteristics

	Full Sample	No. of Planned Activities				Work Status		Travel Complexity*	
		2	3	4	5	Worker	Non-worker	Complex	Simple
Sample Size	77	10	42	17	8	56	21	71	6
Mean Activity Characteristics									
Planned Activities	3.3 (0.8)**	2.0	3.0	4.0	5.0	3.4 (0.9)	3.1 (0.7)	3.4 (0.8)	2.3 (0.5)
Sojourns per tour	2.4	1.4	2.4	2.6	3.3	2.4	2.5	2.6	1.0
Total non-home activity budget (hours)	7.5 (3.6)	9.6 (4.3)	6.7 (3.9)	7.7 (2.2)	8.4 (2.5)	9.3 (2.2)	2.7 (1.7)	7.4 (3.6)	9.3 (3.7)
—work activities (hours)	5.7 (3.8)	6.8 (4.3)	5.2 (4.0)	5.7 (3.3)	6.7 (3.0)	7.8 (1.7)	0.0	5.6 (3.8)	6.3 (3.7)
—non-work activities (hours)	1.8 (1.7)	2.8 (1.8)	1.5 (1.6)	2.0 (2.0)	1.7 (1.3)	1.5 (1.6)	2.7 (1.7)	1.7 (1.7)	3.0 (1.9)
Mean Travel Characteristics									
Trips	3.9 (1.1)	3.4 (0.5)	3.5 (0.8)	4.5 (0.7)	5.8 (0.9)	4.0 (1.1)	3.6 (1.2)	3.8 (1.2)	4.7 (1.0)
Tours	1.4 (0.6)	1.4 (0.5)	1.3 (0.5)	1.5 (0.6)	1.5 (0.5)	1.4 (0.6)	1.2 (0.4)	1.3 (0.5)	2.3 (0.5)
Trips per tour	2.9	2.4	2.7	2.9	3.8	2.9	2.9	3.0	2.0
Mean Trip travel time (hours)	0.31	0.32	0.35	0.24	0.28	0.30	0.32	0.31	0.29
Travel Budget (hours)	1.21 (0.64)	1.09 (0.43)	1.21 (0.67)	1.07 (0.63)	1.60 (0.68)	1.23 (.58)	1.14 (.81)	1.19 (.66)	1.36 (.38)

*Travel complexity indicates whether an individual performed any complex tour (i.e. more than 1 sojourn)
 **Figures in parenthesis indicate standard deviation.

4. 実装と例

4.2 適用例

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし、個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
 4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
 5. 各アクティビティパターンの効用を用いて、選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】

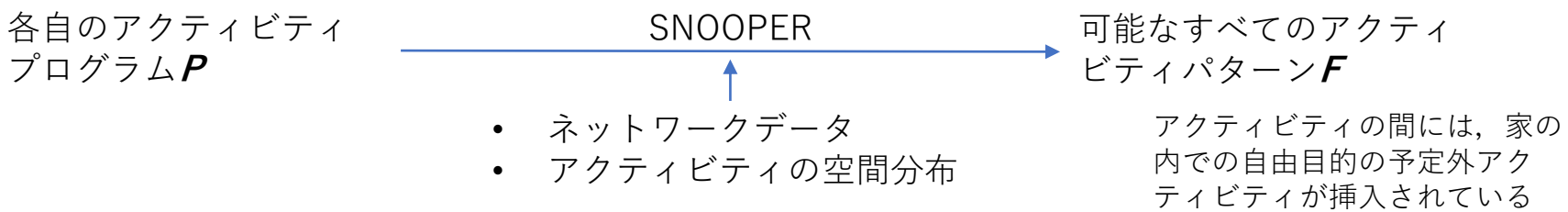


Table 2. Summary of activity pattern generation

Number of Planned Activities	Number of Individuals	(%)	Number of Generated Patterns		
			Mean	Std. Dev.	(MIN, MAX)
2	10	(13.0)	10	11.2	(3, 40)
3	42	(54.5)	53	59.5	(3, 168)
4	17	(22.1)	112	87.5	(4, 262)
5	8	(10.4)	129	97.1	(9, 282)
Total	77	(100)	68	76.1	(3, 282)

4. 実装と例

4.2 適用例

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし、個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
 4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
 5. 各アクティビティパターンの効用を用いて、選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】



各アクティビティの順番，一緒にいく人の数，待ち時間などを基に，各アクティビティパターンをスコアリングし，代表的なアクティビティパターンを選んでいく

Table 3. Summary of representative pattern classification

Number of Planned Activities	Number of Individuals	%	Number of Representative Patterns	
			Mean	Std. Dev.
2	10	(13.0)	4.4	2.3
3	42	(54.5)	6.5	2.4
4	17	(22.1)	5.6	2.5
5	8	(10.4)	4.4	1.9
Total	77	(100.0)	5.8	2.5

4. 実装と例

4.2 適用例

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
 4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
 5. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】



各アクティビティの順番，一緒にいく人の数，待ち時間などを基に，各アクティビティパターンをスコアリングし，代表的なアクティビティパターンを選んでいく

Table 4. Distribution of representative patterns

No. of RAPS	2	3	4	5	6	7	8	9
No. of Individuals	2	21	9	5	6	7	10	17
Percent	2.6	27.3	11.7	6.5	7.8	9.1	13.0	22.1
Cumulative Percentage	2.6	29.9	41.6	48.1	55.8	64.9	77.9	100.0

4. 実装と例

4.2 適用例

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
3. アクティビティパターンをクラスタリングし、個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
5. 各アクティビティパターンの効用を用いて、選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】



説明変数：

1. 旅行時間(超重要アクティビティ以外)
2. 旅行時間(超重要アクティビティ)
3. 旅行時間(家の内のアクティビティ)
4. 待ち時間
5. 家で過ごす時間(家族全員はそろわない)
6. 家で過ごす時間(家族全員そろ)
7. 予定外アクティビティに遭遇する可能性
8. 予定外アクティビティへの旅行時間
9. 予定ができなくなるリスク(あまり重要でないアクティビティ)
10. 予定ができなくなるリスク(重要なアクティビティ)

4. 実装と例

4.2 適用例

- 手順：
1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
 2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
 3. アクティビティパターンをクラスタリングし、個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
 4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
 5. 各アクティビティパターンの効用を用いて、選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】

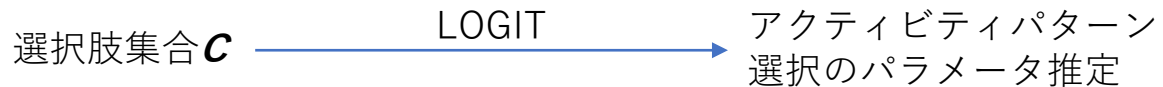


Table 6. Estimation results choice of activity/travel pattern

Variable	Coefficient	STD. Error	T
1. TRAVEL TIME:VI	-0.23806E+01	0.85895E+00	-2.772
2. TRAVEL TIME:HM	-0.21382E+01	0.83780E+00	-2.552
6. HOME TIME:ALL	0.75132E+00	0.38921E+00	1.930
7. POTENTIAL:ACT	0.21786E+01	0.63477E+00	3.432
9. RISK:VI&I	-0.17727E+01	0.36977E+00	-4.794

Percentage of choices predicted correctly = **82%**

95%有意

Pseudo $R^2 = 0.34$
 Number of observations = 77
 Number of alternatives = 429
 $L^*(0) = -140.31$
 $L^*(\theta) = -92.11$

4. 実装と例

4.2 適用例

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P の生成とデータセットの準備 【TROOPER】
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F を生成 【SNOOPER】
3. アクティビティパターンをクラスタリングし、個人が各アクティビティパターンが別々のものと認識できている選択肢集合 C を作る 【GROOPER】
4. (必要なら)パレート最適を考えて選択肢集合をさらに減らす 【SMOOPER】
5. 各アクティビティパターンの効用を用いて、選択モデルのパラメータ推定 【LOGIT】



説明変数：

1. 旅行時間(超重要アクティビティ以外)
2. 旅行時間(超重要アクティビティ)
3. 旅行時間(家の内のアクティビティ)
4. 待ち時間
5. 家で過ごす時間(家族全員はそろわない)
6. 家で過ごす時間(家族全員そろう)
7. 予定外アクティビティに遭遇する可能性
8. 予定外アクティビティへの旅行時間
9. 予定ができなくなるリスク(あまり重要でないアクティビティ)
10. 予定ができなくなるリスク(重要なアクティビティ)

5. 結論

全体のまとめ

5. 結論

Activity Model の導入 (vs. トリップベース)

インプット：

行動データ，ネットワークデータ，アクティビティの空間分布と時間分布

目的：

様々な時間的，空間的，家庭的制約の中で，いつ，どのアクティビティをどの順番で行うかを予測する
移動はアクティビティの派生需要として計算される

手順：

1. 各個人のアクティビティプログラム P (実施するアクティビティ一覧) を生成
2. 可能なすべてのアクティビティパターン F (一連のアクティビティとその間の移動) を生成
3. アクティビティパターンをクラスタリングし，個人が各アクティビティパターンが別々のものだと認識できている選択肢集合 C を作る
4. 各アクティビティパターンの効用を用いて，選択モデルのパラメータ推定

課題：

そもそもアクティビティプログラムがどのように生成されるか，には言及していない(手順1の前段階)