

行動モデルの類型と発展

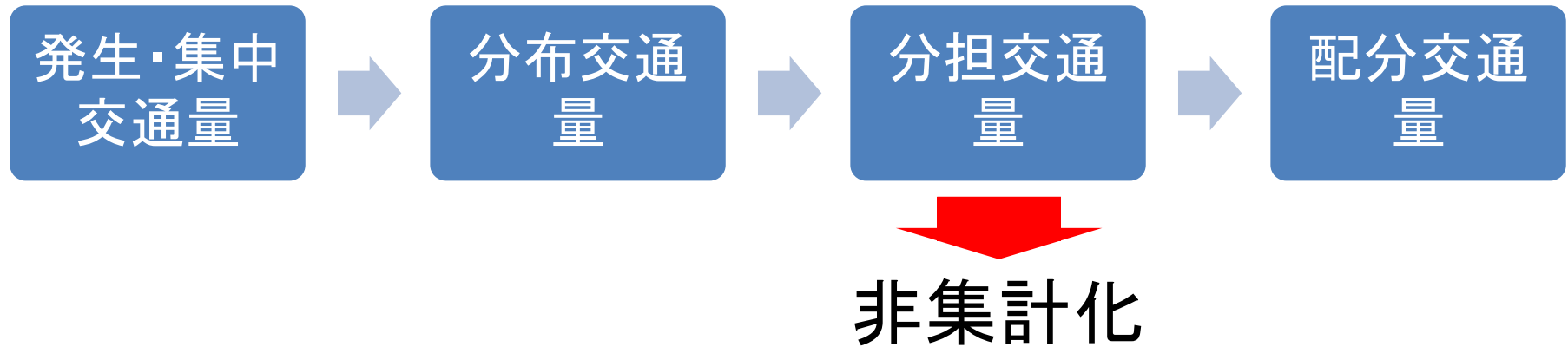
名古屋大学 山本俊行

概要

- 四段階推定法の実集計化
- アクティビティアプローチ
- 動学化

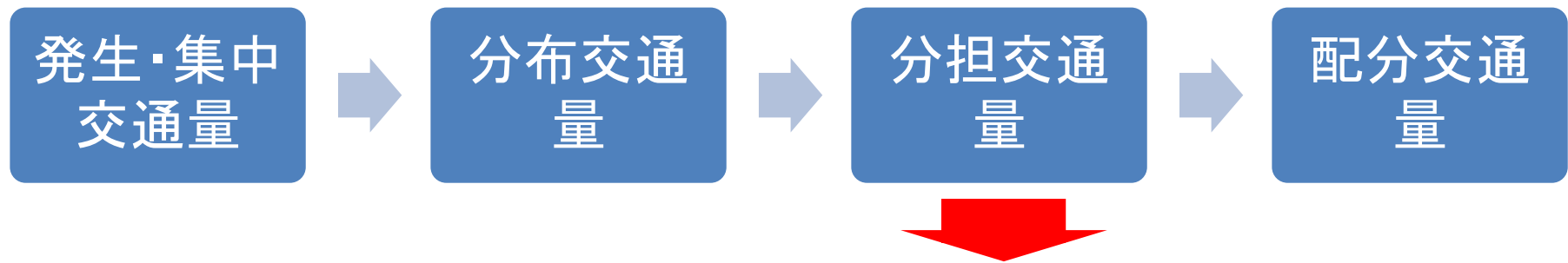
四段階推定法の新集計化

四段階推定法



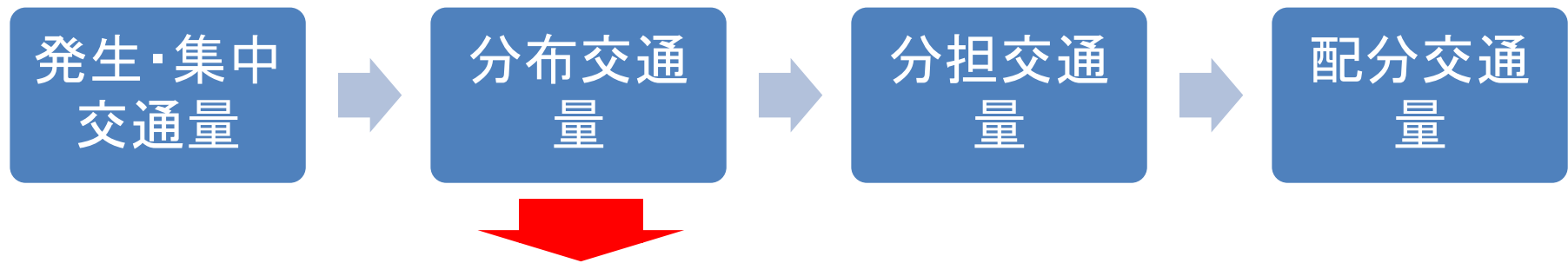
離散選択モデルの適用

- 1970年代サンフランシスコ高速鉄道BARTの需要予測
- 非集計交通手段選択モデルによる予測
- Daniel McFadden: 2000年ノーベル経済学賞



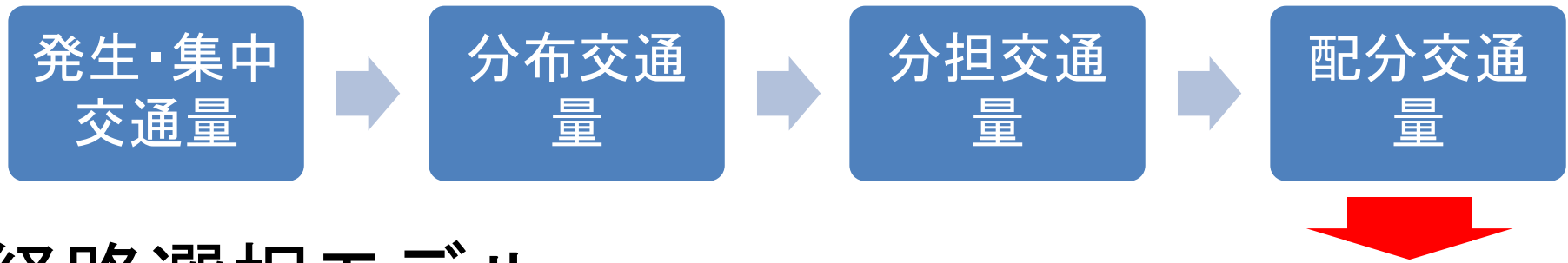
交通手段選択モデル

- 選択肢が明確
 - 自動車, バス, 鉄道, ...
 - 選択肢数が少ない
 - せいぜい一桁
 - (発展形) 選択肢間の類似性も分かりやすい
 - バスと鉄道はどちらも公共交通機関, など
- ➡ 選択肢間の相関を考慮したモデルの発展



目的地選択モデル

- 選択肢が不明確
 - 人はゾーンとして目的地を認知するのか？
- 選択肢数が多い
 - 人は都市圏内の全ての目的地を考慮するのか？
 - 選択肢集合形成モデルの適用
- 選択肢間類似性を考慮すると計算が複雑化
 - 隣り合ったゾーン等, 近いほど相関が大きい傾向
 - ベイズ推定などによる計算手法の発展



経路選択モデル

- 選択肢数が多い
 - 人は目的地までの全ての経路を考慮するのか？
 - 選択肢集合形成モデルの適用
- 選択肢間類似性を考慮すると計算が複雑化
 - 重複の多い経路間ほど相関が大きい傾向
 - PSL (Path-size logit) や CL (C-logit) など確定項による表現
 - CNL (cross-nested logit) など確率項による表現
- 選択結果の観測が困難
 - 自動車運転者は経路を正確に記憶・報告出来ない
 - GPSデータによる正確なデータの収集

発生・集中
交通量



分布交通
量



分担交通
量



配分交通
量



トリップ発生モデル

- 被説明変数はトリップ発生回数
 - 回帰モデル, 頻度モデル, オーダードレスポンスモデル等の適用
- 世帯内での役割や就業状態による時間的制約など, モデルによって統計的には考慮できるが, 因果関係がうまく表現出来ているのか? 将来も統計的な関係が成り立つのか?



因果関係の表現に優れたアクティビティアプローチ

アクティビティアプローチ

2002年8月3日 名古屋大学

アクティビティ分析の意義

- 交通需要は派生需要である
 - 交通需要を予測するためには、なにが交通を引き起こしているのかを把握することが不可欠である
 - なぜ、どこで、いつ、行動が行われているのか、そして、諸活動の空間的時間的分布が都市圏の機能的空間的構造にどう関連しているのかを解析することが必要

アクティビティ分析の特徴

- 時空間表現
 - 出発時刻や活動開始時刻, 活動時間等, 1日のうちの時刻を明示的に取り扱う
 - 「場所」を単なる目的地としてではなく, そこでの活動と対応させて扱う
 - 時空間上の集中である交通渋滞の表現が可能
- 複数の活動間の連関
 - 交通-交通間, 交通-活動間, 活動-活動間の相互作用, 制約条件の表現が論理的に可能

アクティビティ分析の特徴(続き)

- 政策評価への適用

- 施策の導入で、トリップにかかる所要時間が減って何がうれしいのか？何かの活動に使えるからである。アクティビティ分析では、どのように使うかまで考慮した評価が可能
- 効用を厚生(幸福)水準と捉えるなら、1日の活動全体の幸福度に及ぼす影響の評価が可能



SWB (subjective well-being)研究への発展

アクティビティモデルの種類

- 構造方程式モデル
- 生存時間モデル
- 効用理論に基づくモデル
 - 資源配分モデル
 - 離散選択モデル
 - 離散連続モデル
- 意思決定プロセスを考慮したモデル
 - 満足化原理に基づくモデル
 - 逐次的意思決定過程を仮定するモデル
 - 意思決定の情報処理プロセスを仮定するモデル

構造方程式モデル

$$\begin{pmatrix} N_{trips} \\ N_{chains} \\ D_{out} \\ D_{ntrips} \\ D_{home} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} N_{trips} \\ N_{chains} \\ D_{out} \\ D_{ntrips} \\ D_{home} \end{pmatrix} + \Gamma \mathbf{X} + \Sigma$$

- 複数のトリップ間, 活動間, あるいはトリップと活動の間の相互依存関係を直接的に取り扱う
- 基本は連続変数で, 離散変数も扱えるが3以上の多選択肢からの選択行動を扱えない

生存時間モデル

- 出発時刻や活動時間等, 非負の連続変数を表す

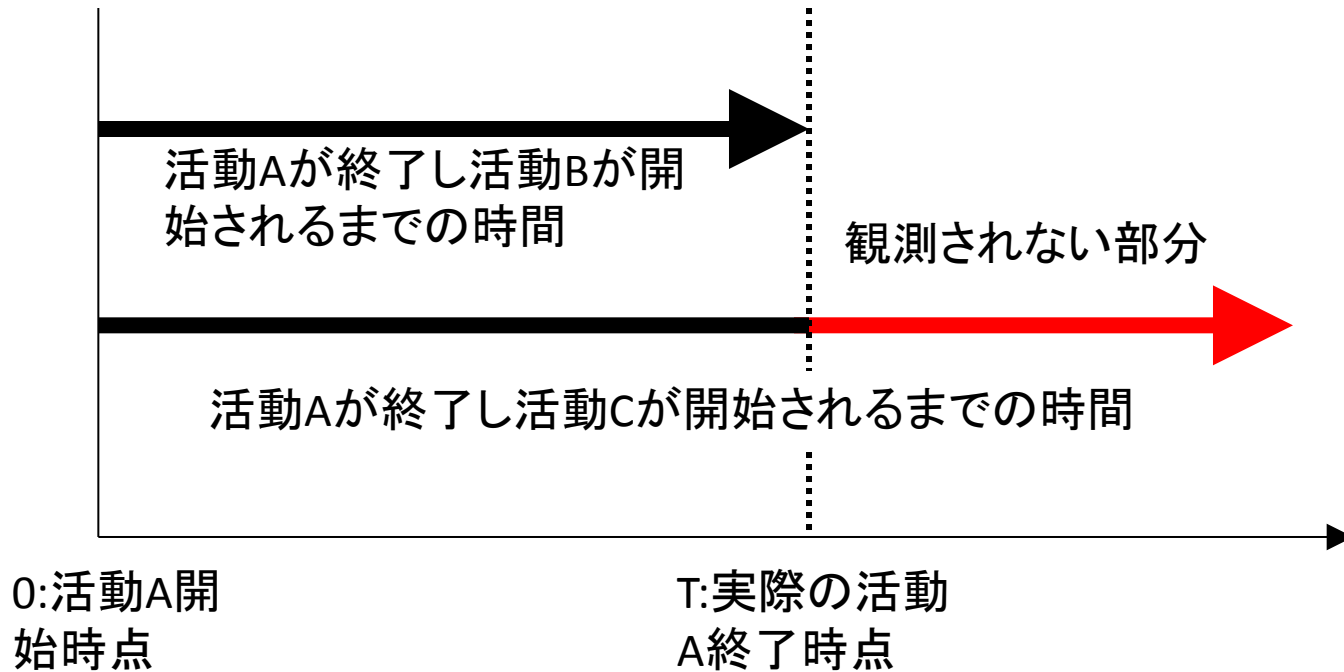
ハザード関数:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr(t + \Delta t > T \geq t | T \geq t)}{\Delta t} = \frac{f(t)}{1 - F(t)}$$

対象とする事象がある時点 t までに生起していないという条件の下で, 次の瞬間に事象が生起するという条件確率

生存時間モデル(続き)

- 競合危険モデルの適用により, 活動時間と活動種類の選択の同時モデル化が可能



$$L = f_{A \rightarrow B}(T) \cdot \{1 - F_{A \rightarrow C}(T)\}$$

効用理論に基づくモデル

- 衣類や食料品などの財の消費行動を，収入と時間制約を持つ最適化行動として定式化したところから始まる
- 活動を財の消費として捉える
- 一定期間の全体効用を最適化基準とする
 - 資源配分モデル
 - 離散選択モデル
 - 離散連続モデル

離散選択モデル

- 活動数, 活動内容, 活動場所, 活動施設の来訪順序, トリップの交通手段といった離散的な要素の組み合わせからなる生活パターンの中から, 最大の効用を与えるものを選択しているという仮定に基づく
- 選択肢間の相関等を考慮したモデル化も可能
- 出発時刻や活動時間等の連続変数は近似的に離散化して取り扱う
- 選択肢数が膨大になり計算が煩雑となる傾向がある

資源配分モデル

- 活動時間の配分（自由時間を在宅活動と宅外活動）等，連続変数の選択問題のモデル化

$$U(t_1, t_2) = \exp(\beta X_1 + \varepsilon_1) \ln(t_1) \\ + \exp(\beta X_2 + \varepsilon_2) \ln(t_2)$$

$t_1 + t_2 = (\text{一定})$ という条件の下では最適値， t_1^* ， t_2^* は以下の式を満たす

$$\ln(t_1^* / t_2^*) = \beta(X_1 - X_2) + \varepsilon_1 - \varepsilon_2$$

離散連続モデル

- 資源配分モデルと離散選択モデルを統合したモデル
- 連続変数と離散変数の選択問題を同時にモデル化する
- 選択要素の増加に伴って推定がより複雑なものとなる
 - 自動車の車種選択と走行距離, 活動内容の選択と活動時間, 暖房器具の選択と使用量, 電話料金プランと利用量, 等

離散連続モデル:モデルの拡張

- 同時に複数の財を選択し、それぞれの連続量も選択する場合のモデルへの拡張
 - 活動内容選択と活動時間、複数台保有世帯の自動車の車種選択と走行距離
- Kim, et al. (2002)は古典的な離散連続モデルを複数選択肢の同時選択に拡張した。誤差項に正規分布を仮定し、GHKシミュレータによって多次元正規分布を積分し、メトロポリス法によるベイズ推定を行った
- Bhat (2005)はKim et al. (2002)と同様の構造の誤差項にガンベル分布を仮定し、スクランブルHalton数列によるシミュレーション法を用いた推定方法を提案した

複数の選択肢を選択可能な 離散連続選択モデル

- 選択した選択肢の追加資源1単位あたりの限界効用は等しく, 選択されない選択肢の限界効用はそれ以下 (Kuhn-Tucker条件)

$$V_k + \varepsilon_k = V_1 + \varepsilon_1 \quad \text{if } e_k^* > 0 \quad (k = 2, 3, \dots, K),$$

$$V_k + \varepsilon_k < V_1 + \varepsilon_1 \quad \text{if } e_k^* = 0 \quad (k = 2, 3, \dots, K),$$

配分量

で, データが観測される確率は積分がずらずら並ぶ.

$$P(e_1^*, e_2^*, e_3^*, \dots, e_M^*, 0, 0, \dots, 0) = |J| \int_{\varepsilon_1 = -\infty}^{+\infty} \int_{\varepsilon_{M+1} = -\infty}^{V_1 - V_{M+1} + \varepsilon_1} \int_{\varepsilon_{M+2} = -\infty}^{V_1 - V_{M+2} + \varepsilon_1} \dots \int_{\varepsilon_{K-1} = -\infty}^{V_1 - V_{K-1} + \varepsilon_1} \int_{\varepsilon_K = -\infty}^{V_1 - V_K + \varepsilon_1} f(\varepsilon_1, V_1 - V_2 + \varepsilon_1, V_1 - V_3 + \varepsilon_1, \dots, V_1 - V_M + \varepsilon_1, \varepsilon_{M+1}, \varepsilon_{M+2}, \dots, \varepsilon_{K-1}, \varepsilon_K) d\varepsilon_K d\varepsilon_{K-1} \dots d\varepsilon_{M+2} d\varepsilon_{M+1} d\varepsilon_1,$$

誤差分布の仮定

- 誤差分布がガンベル分布に従う時, ロジットモデルと同様に closed form が得られる (Bhat, 2008)

$$P(x_1^*, x_2^*, x_3^*, \dots, x_M^*, 0, 0, \dots, 0) = \frac{1}{p_1} \cdot \frac{1}{\sigma^{M-1}} \left[\prod_{i=1}^M f_i \right] \left[\sum_{i=1}^M \frac{p_i}{f_i} \right] \left[\frac{\prod_{i=1}^M e^{V_i/\sigma}}{(\sum_{k=1}^K e^{V_k/\sigma})^M} \right] (M-1)!$$

- 誤差分布が正規分布に従う時, ベイズ推定を利用 (Fang, 2008)

$$\text{draw } \beta | \Sigma, \mathbf{y}_i^* \text{ from } \pi(\beta | \Sigma^{(t-1)}, \mathbf{y}_i^{*(t-1)})$$

$$\text{draw } \Sigma | \beta, \mathbf{y}_i^* \text{ from } \pi(\Sigma | \beta^{(t)}, \mathbf{y}_i^{*(t-1)})$$

$$\text{draw } \mathbf{y}_i^* | \beta, \Sigma, \mathbf{y}_i \text{ from } \pi(\mathbf{y}_i^* | \beta^{(t)}, \Sigma^{(t)}, \mathbf{y}_i)$$

- いずれの方法でも誤差項間の相関を導入する形に発展可能性を持つ

MDCEV (multiple discrete-continuous extreme value)モデルの推定可能性

(Bhat, 2008)

効用関数

- $\alpha \rightarrow 0$ の時, 対数型になる
- $\alpha=0$ か $\gamma=1$ に固定しても同じような効用関数の表現が可能

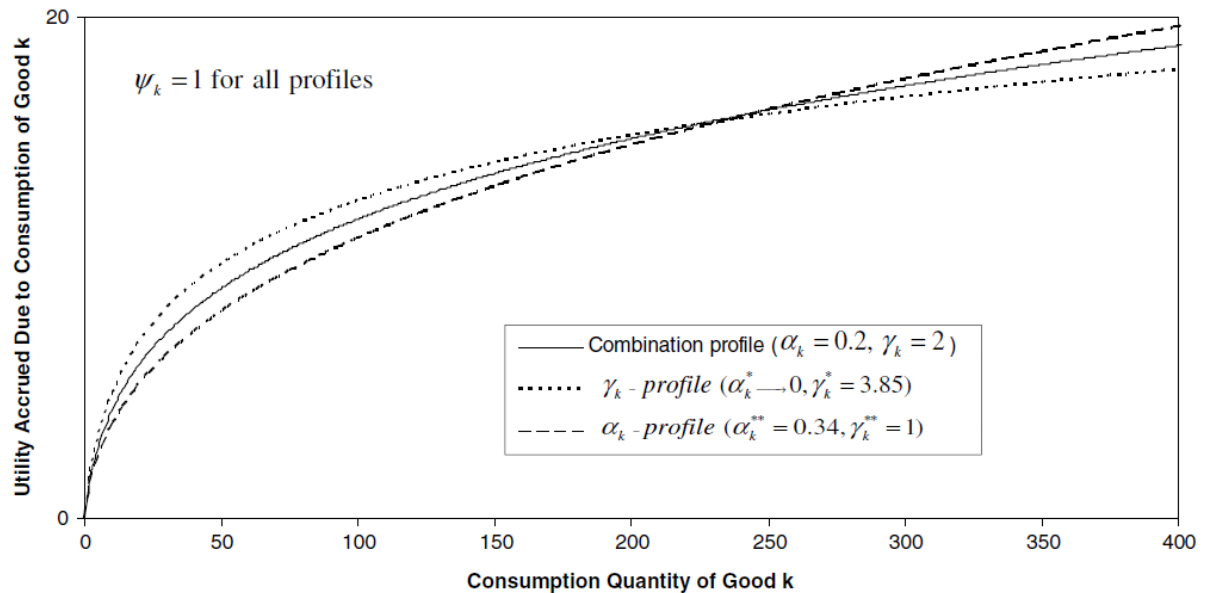
$$U(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\alpha_k} \psi_k \left\{ \left(\frac{x_k}{\gamma_k} + 1 \right)^{\alpha_k} - 1 \right\}$$

配分量

$$U(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \gamma_k \psi_k \ln \left(\frac{x_k}{\gamma_k} + 1 \right).$$



実際的には α と γ を同時に推定することは困難



意思決定プロセスを考慮したモデル

- これまで説明したモデルは一定期間の活動パターンを直接記述するのに対して、意思決定プロセスを表現することで最終的な活動パターンを導き出そうとするモデル
 - 満足化原理に基づくモデル
 - 逐次的意思決定プロセスを仮定するモデル
 - 意思決定の情報処理プロセスを仮定するモデル

満足化原理に基づくモデル

- 交通施策等の環境変化により現状の活動パターンの満足度が許容値を下回った場合、現状を基本としていくつかの活動を変更させることで実行可能な活動パターンを生成し、満足度が許容値を上回るものが見つかれば、その活動パターンを実行するというモデル
- 満足度は効用理論モデルと同様の効用を基準とする
- どの部分から変更するかに関する知見が必要

逐次的意思決定過程を仮定するモデル

- 時間軸に沿って次の活動をひとつずつ決定していくというモデル
- 比較的単純なモデルの組み合わせによって活動パターンの様々な側面を柔軟にモデル化できる
- 活動パターンの全選択肢集合を列挙する必要がなく、計算時間を抑えることが出来る
- 個人の意思決定が完全に逐次的であるとも考えがたい

意思決定の情報処理プロセスを仮定する モデル

- 記憶が個人の行動に及ぼす影響や、活動の実効による記憶の蓄積等、活動パターン選択の意思決定過程を忠実に再現しようとするモデル
- 活動パターンの定量的予測ではなく、活動スケジュール形成過程についての概念理解を主目的とする

動学化

2007年9月20日 東京大学

動学化へのアプローチ1: 変動について(北村, 2003)

交通は移ろいやすく, 交通現象に変動はつきもの

- 差異: 一断面における個体間の変動
- 変化: 特定の個体の系時的変動
- 変動: 確率過程的変動

交通行動分析データの進展



断面データ

- 環境の異なる個人間差異

パネル
データ

- 時点間の個人の行動変化

長期観測
データ

- 個人内変動の考慮

長期観測の利点

- 断面データ(1時点)

$$y = f(x) + e(\text{差異, 変化, 変動})$$

- パネルデータ

$$y_t = f(x_t) + e(\text{差異}) + e_t(\text{変化, 変動})$$

$$y_{t'} = f(x_{t'}) + e(\text{差異}) + e_{t'}(\text{変化, 変動})$$



$$y_{t'} - y_t = f(x_{t'}) - f(x_t) + e_{t'}(\text{変化, 変動}) - e_t(\text{変化, 変動})$$

長期観測の利点

- 長期観測

$$y_{t1} = f(x_{t1}) + e(\text{差異}) + e_t(\text{変化}) + e_{t1}(\text{変動})$$

$$y_{t2} = f(x_{t2}) + e(\text{差異}) + e_t(\text{変化}) + e_{t2}(\text{変動})$$

$$y_{t'1} = f(x_{t'1}) + e(\text{差異}) + e_{t'}(\text{変化}) + e_{t'1}(\text{変動})$$

$$y_{t'2} = f(x_{t'2}) + e(\text{差異}) + e_{t'}(\text{変化}) + e_{t'2}(\text{変動})$$



$$E(y_{t'N}) - E(y_{tN}) = E(f(x_{t'})) - E(f(x_t)) \\ + e_{t'}(\text{変化}) - e_t(\text{変化})$$

長期観測データの活用

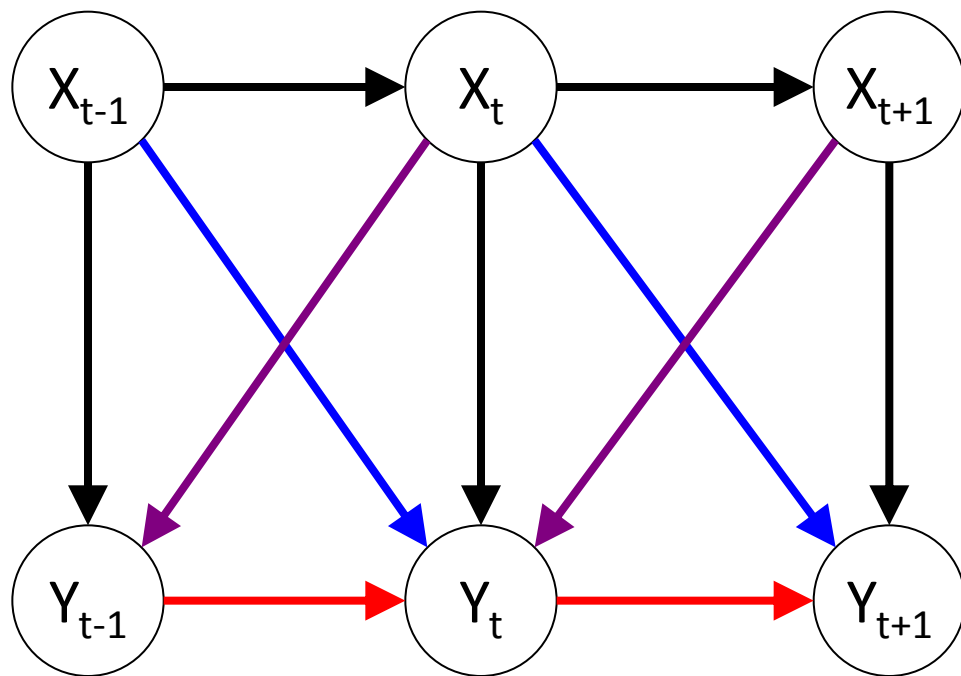
- 変動のモデル化
 - 変動を明示的に導入して日々の行動をモデル化
 - 行動の基にある, より安定的な意思決定原理のモデル化
- 変動の除去
 - 一定期間に集計した行動のモデル化
 - 一週間の時間配分モデル等への multiple discrete-continuous choice model や多変量頻度モデル等の適用

動学化へのアプローチ2

- 通常モデルはある時点のサービス水準が同じ時点の交通手段選択を決定すると仮定している
- サービス水準が変化したら直ぐに行動も変化するのか？

動的モデル構築の必要性

複数時点での状態のモデル化



時点間効果

慣性

遅れ効果

先取り効果

時点

T-1

T

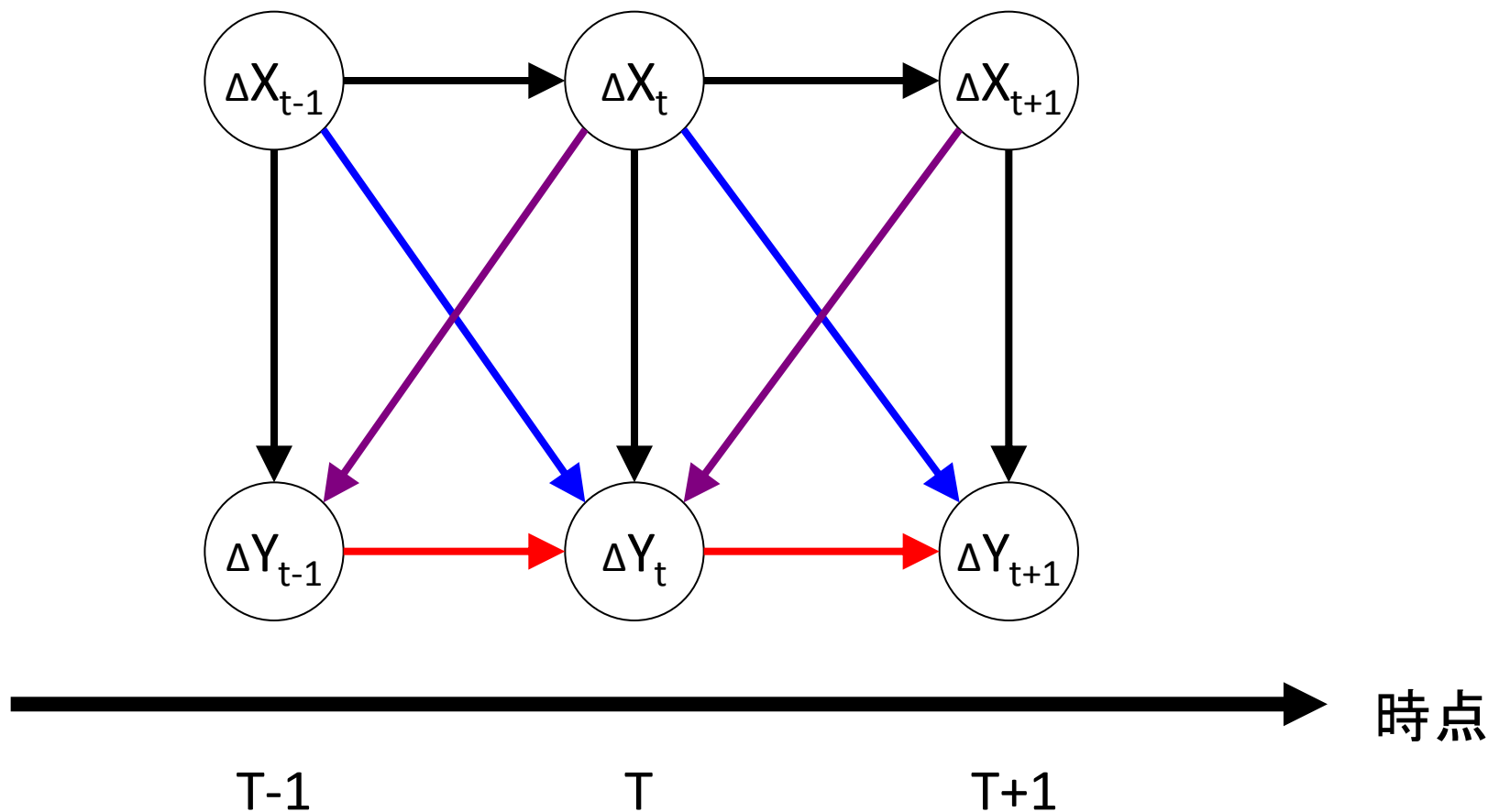
T+1

複数時点の状態モデルの問題点

$$Y_t = aY_{t-1} + bX_t + cX_{t-1} + dX_{t+1} + \varepsilon_t$$

- 誤差項は時点間で相関を持つ（非観測異質性は時点間で同一となる）
- 上記のようなモデル構造だと、 X_t の値が増加した場合も減少した場合も Y_t に与える影響の大きさは同じで正負対象（変化の対象性）
- 自動車保有台数等では、変化の対象性が成り立たないケースが多く見られる

複数時点での変化のモデル化



複数時点の変化モデルの問題点

$$\Delta Y_t = a\Delta Y_{t-1} + b \Delta X_t + c \Delta X_{t-1} + d \Delta X_{t+1} + \varepsilon_t$$

- 説明変数は ΔX_t の他に, X_t も含まれる
- 変化の非対称性も考慮可能

- 時間は連続なのに, 離散的に扱っている
- 意思決定の時点とモデル化が整合していないケースも生じる

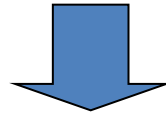
連続時間軸上での変化のモデル化

生存時間モデルの適用

- 連続時間を扱える
- 時点間の誤差項の相関等で苦勞する必要がない
- 意思決定(選択)行動について, 明示的には効用理論の枠組みで表現していない
 - 効用理論との整合性について示した論文もあり関連付けることは可能(小林ら, 1997; 佐々木ら, 1997)

観測精度との整合性

- 通常の調査では、変化の時点を連続的に観測することは稀であり、通常は1年に1度等のパネル調査が用いられる



- 生存時間モデルでは「変化」がある時間内に生じたことを表現することも生起確率を t について積分することで表現可能（積分区間は任意に設定可能）

$$\begin{aligned}\Pr(t_1 < s \leq t_2) &= \int_{s=t_1}^{t_2} f(s) ds \\ &= F(t_2) - F(t_1) \\ &= S(t_1) - S(t_2)\end{aligned}$$