修士論文第2章

既往研究の整理

論文ゼミ#15
2009/12/09
M2　山川佳洋

背景

経路選択モデルの問題点

経路選択モデルは構築や推定が難しい

- 選択肢間の相関
- 選択肢集合の同定
- データの取得や扱い方

第2章　既往研究

2.1 モデルの構造

2.2 選択肢集合

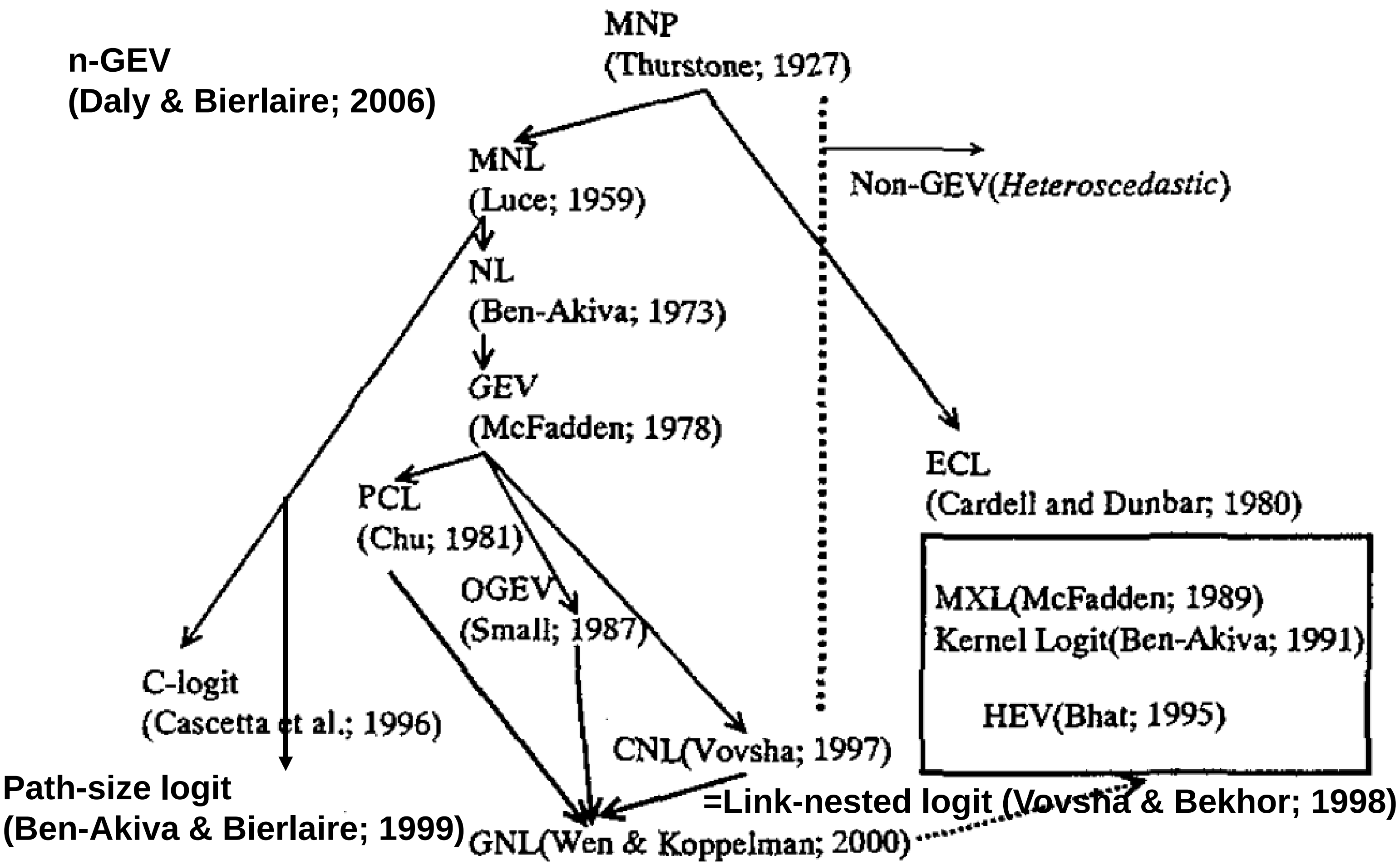
2.3 マップマッチングを含むパラメータ推定

2.4 パネルデータ

2.5 交通管制システム事例

2.1 モデルの構造

行動モデル発展の経緯　(羽藤, 2002)



C-Logit (Cascetta et al., 1996)

$$P_n = \frac{e^{V_n - cf_n}}{\sum_n e^{V_{n'} - cf_{n'}}} \qquad cf_n = \delta \ln \sum_{n'} \left(\frac{L_{nn'}}{L_n^{1/2} L_{n'}^{1/2}} \right)^{\gamma}$$

cf_n : 経路 n の Commonality factor

$L_{nn'}$: 経路 n と経路 n' の共通リンクコスト

$L_n, L_{n'}$: 各経路の全経路コスト

- ロジット型をベースに経路重複問題を取り扱う
- 選択肢の類似性を外挿的に考慮している(PCLも同様)
- 修正項の理論的背景は特にない

Path-size Logit (Ben-Akiva and Bierlaire, 1999)

$$P_n = \frac{e^{V_n + \ln PS_n}}{\sum_{n'} e^{V_{n'} + \ln PS_{n'}}} \qquad PS_n = \sum_{a \in A_n} \left(\frac{l_a}{L_n} \right) \frac{1}{\sum_{n'} \delta_{an'} \frac{L_n^*}{L_{n'}}}$$

PS_n: 他の経路間のリンク共有の度合いを表現する修正項

A_n : 経路 n を構成するリンク集合

l_a : リンク a のリンク長

$\delta_{an'}$: 経路 n' がリンク a を利用しているかどうかのダミー変数

$L_{n'}^*$: 最短経路長

Paired Combinatorial Logit (Chu, 1981)

$$P_n = \frac{\sum_{j \neq n} e^{\mu V_n / 1-\sigma_{nj}} \left(e^{\mu V_n / 1-\sigma_{nj}} + e^{\mu V_j / 1-\sigma_{nj}} \right)^{-\sigma_{nj}}}{\sum_{l=1}^{R-1} \sum_{m=l+1}^{R} \left(e^{\mu V_l / 1-\sigma_{lm}} + e^{\mu V_m / 1-\sigma_{lm}} \right)^{1-\sigma_{lm}}}$$

σ_{nj} : 経路 n, j の類似性を表すパラメータ

R 個の選択肢について $R*(R-1)/2$ の類似性パラメータ

$$\sigma_{ij} = \frac{L_{ij}}{L_i + L_j - L_{ij}}$$

(Gliebe et al., 1999)

L_i : 経路 i の経路長

L_{ij} : 経路 i, j の共有区間長

□ 選択肢ごとに異なる共分散

Cross-Nested Logit (Vovsha, 1997)

$$P_n = \sum_m P_m \times P_{n|m} \qquad P_m = \frac{\left(\sum_n \left(\alpha_{mn} e^{V_n}\right)^{1/\mu}\right)^{\mu}}{\sum_l \left(\sum_n \left(\alpha_{ln} e^{V_n}\right)^{1/\mu}\right)^{\mu}} \qquad P_{n|m} = \frac{\left(\alpha_{mn} e^{V_n}\right)^{1/\mu}}{\sum_{m'} \left(\alpha_{mm'} e^{V_{m'}}\right)^{1/\mu}}$$

α_{nm}：アロケーションパラメータ $\sum_m \alpha_{mn} = 1$

$$\alpha_{mn} = \left(\frac{L_n}{L_k}\right)\delta_{mn}$$ (Vovsha and Bekhor, 1998)

- Link-nested logit モデル(Vovsha and bekhor, 1998)
- NLモデルの一般化(複数のネストへの帰属度を構造化)

Generalized Nested Logit (Wen and Koppleman, 2000)

$$P_n = \sum_m P_m \times P_{n|m} \quad P_m = \frac{\left(\sum_n \left(\alpha_{mn} e^{V_n}\right)^{1/\mu_m}\right)^{\mu_m}}{\sum_l \left(\sum_n \left(\alpha_{ln} e^{V_n}\right)^{1/\mu_m}\right)^{\mu_m}} \quad P_{n|m} = \frac{\left(\alpha_{mn} e^{V_n}\right)^{1/\mu_m}}{\sum_{m'} \left(\alpha_{mm'} e^{V_{m'}}\right)^{1/\mu_m}}$$

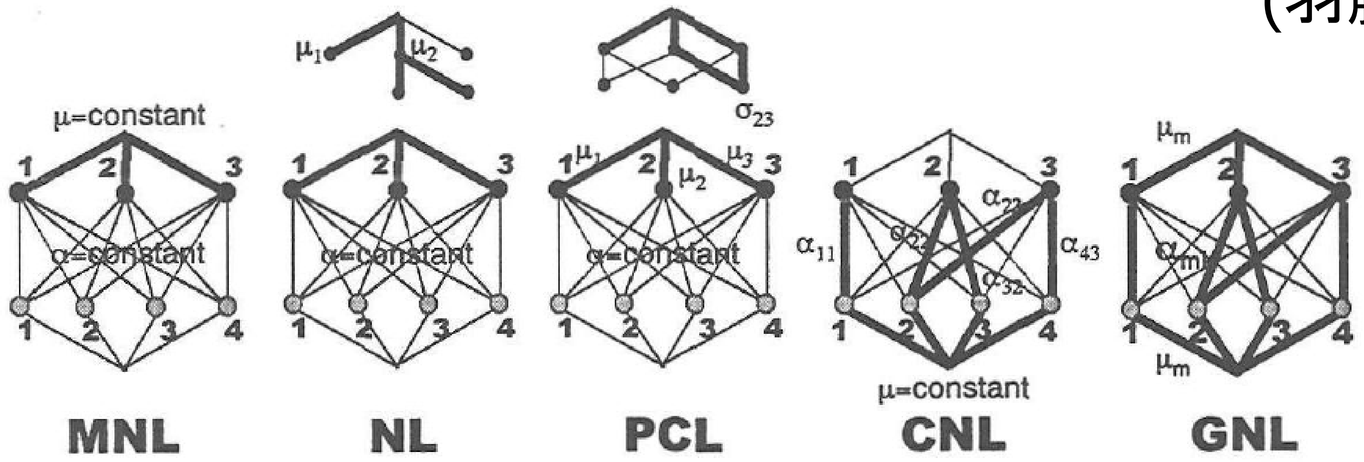
α_{nm} : アロケーションパラメータ $\sum_m \alpha_{mn} = 1$

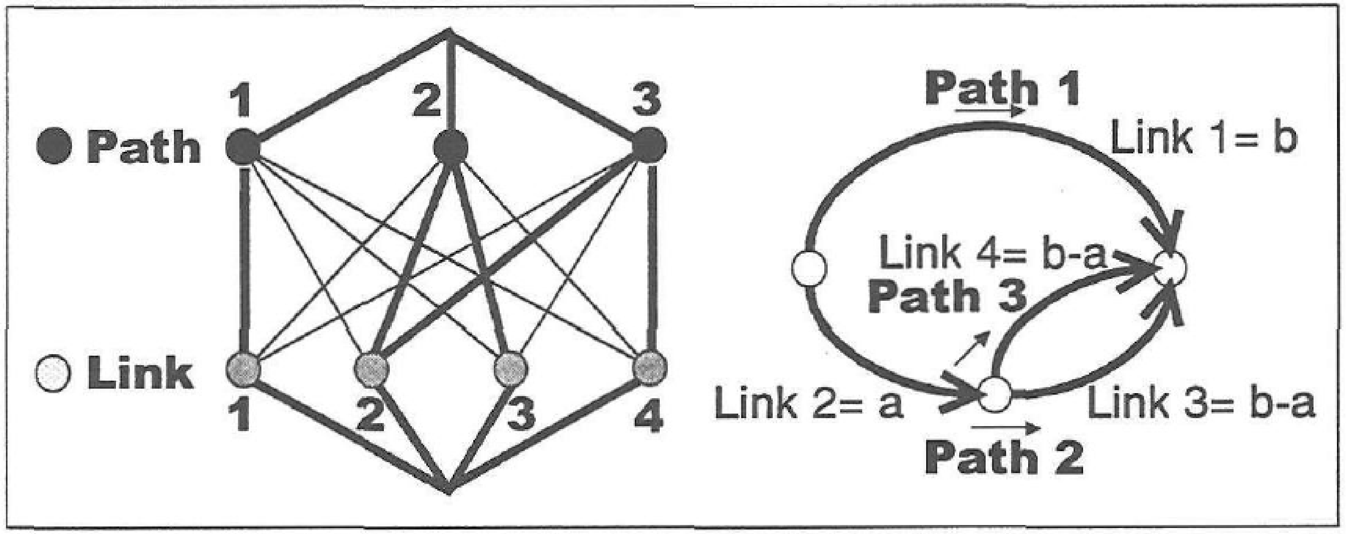
$\mu_m \quad (0 \le \mu_m \le 1)$: 非類似性パラメータ

- CNLとPCLの開発後に一般化を図ったもの
- MNL, NLの導出も可能

ネットワーク形状とモデルパラメータ構造

(羽藤, 2002)





Error Component Logit (Cardell and Dunbar, 1980)

平均ゼロで経路間で分布

$$U_n = \beta V_n + [\eta_n + \varepsilon_n]$$

IIDを持つ経路間で独立

η_nが所与のとき

$$L_n(\eta) = \frac{e^{(\beta V_n + \eta_n)}}{\sum_{n} e^{(\beta V_{n'} + \eta_{n'})}}$$

確率密度関数

$$P_n = \int L_n(\eta) f(\eta|\Omega) d\eta$$

- Kernel Logit モデル，Mixed Logit モデルに先駆けて提案
- HEV (Heteroscedastic Extreme Value) を一般化
- GEVファミリーモデルとは異なる(操作性は劣る)
- 離散選択モデルの一般化

GEV (McFadden , 1978)

選択肢集合C内から選択肢iを選択する確率は

$$P(i|C) = \frac{y_i \frac{\partial G}{\partial y_i}(y_1, \ldots, y_J)}{\mu G(y_1, \ldots, y_J)}$$

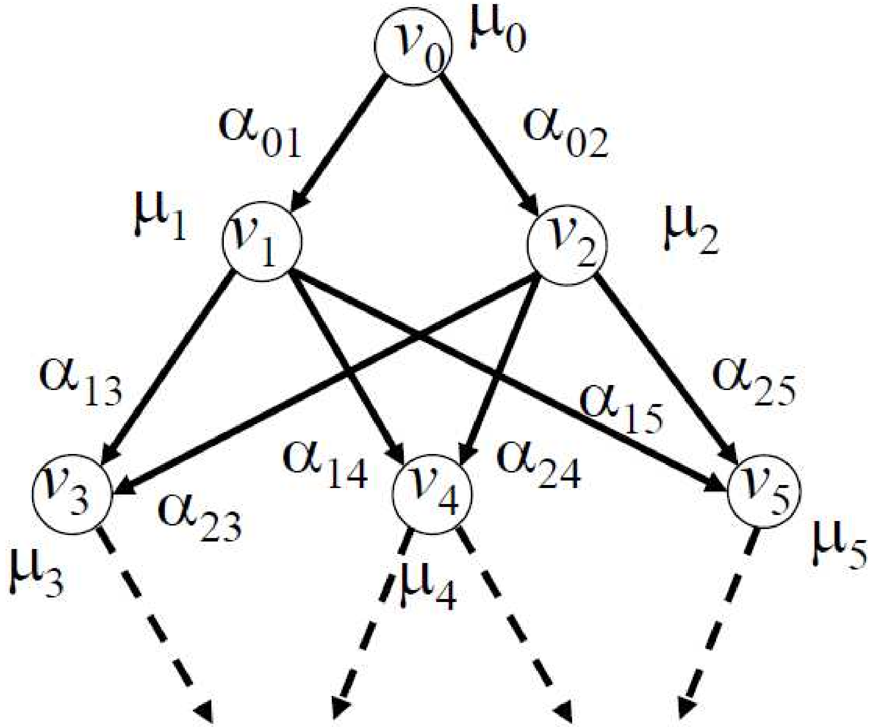
ここでJ: 利用可能な選択肢数、$y_i = e^{V_i}$ 、V_i は選択肢iの効用の確定項

G: μ −GEV関数。

- 多項ロジットモデルのIIA特性を緩和し，選択肢間の柔軟な誤差相関を可能としたモデル
- 選択確率がclosed form で書けるため，数値積分の必要がない
- あらゆる誤差相関に対応したGEVモデルが存在するわけではない
→表現したい誤差相関を持つGEVモデルを見つけるか，見つからないときは自ら作る必要がある

Network GEV (Daly and Bierlaire, 2006)

- 選択肢間の相関構造をネットワーク構造で表現
- 再起型のネスティッドロジットモデルとして定式化
- 効用理論との整合性に関する複雑な証明が不要
- 新たなGEVモデルを容易に作成可能



2.2 選択肢集合

経路選択における選択肢集合の概念　(Bovy,1990)

Existing set (存在する経路)

Known set Available set (認知された経路集合)

Feasible set (ふさわしい経路集合)

Choice route (選択経路)

選択肢集合の生成過程を明示的に示すことは重要である

「限定合理性 (bounded rationality)」(Simon, 1987)

- 人間の情報収集，処理能力が限られており，より簡便なルールで意思決定する
- 『最適』でなくても『満足』する

<u>代表的な決定方略</u>

a. 加法型多属性効用理論

b. 連結型

c. 分離型

d. 辞書編纂型

e. EBA (Tversky, 1972)

f. 勝率最大化

<u>補償型</u>

<u>非補償型</u>

経路選択肢集合の限定方法

- ラベリング法

Modeling inter urban route choice behavior, Ninth International Symposium on Transportation and Traffic Theory (Ben-Akiva et al., 1984)

- k番目経路探索＋EBA

経路選択肢生成アルゴリズムの提案と松山都市圏での検証 (眞浦, 朝倉ら, 1999)

- Gateway Shortest Path

ネットワーク上の経路選択肢集合の生成に関する実証分析 (片山, 朝倉ら, 2003)

新規道路区間の供用による経路選択肢集合の変化と経路変更に関する実証分析 (木下, 朝倉ら, 2004)

確率選択肢集合モデル(Manski, 1987)

選択肢集合が分析者にとって不確実なとき確率的に扱うモデル

$$P_n(i) = \sum_{C \in G} P_n(i|C) \cdot P_n(C)$$

$P_n(C)$: 選択肢集合がCである確率

$P_n(i|C)$: 選択肢集合Cから選択肢 *i* が選択される確率

G : 可能な選択肢の組み合わせからなる全ての部分集合

$P_n(i|C)$ を普通のロジットモデル，$P_n(C)$ を様々な方法で特定化

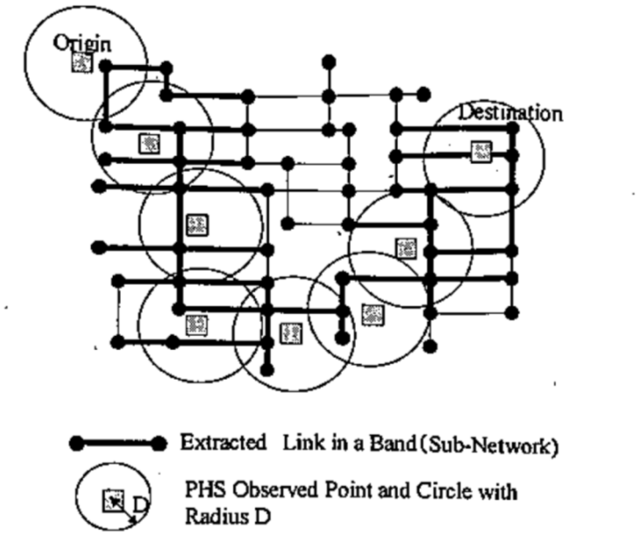
- 潜在クラスモデルに基づいている
- 選択肢数が増えると実質的に計算不可能になる

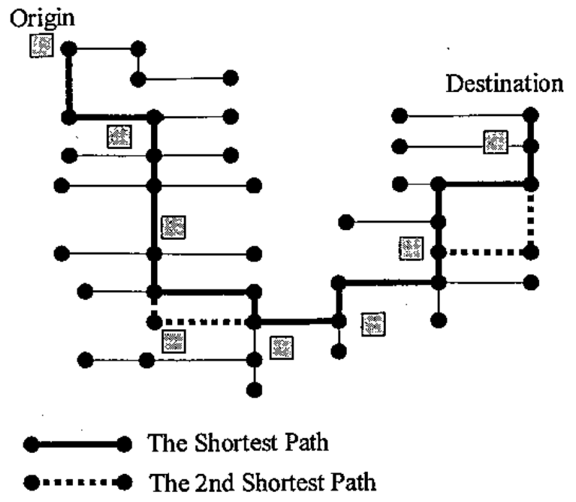
2.3 位置座標データの変換手法

- PHSによる位置情報を用いた交通行動調査手法(朝倉ら, 2000)
- プローブパーソン型交通情報配信システムの適用可能性に関する研究(三谷, 2005)
- Route choice modeling with network-free data (Bierlaire et al., 2008)

マップマッチングの手法(1)

PHSによる位置情報を用いた交通行動調査手法(朝倉ら, 2000)





基本ルール

1. サブネットワークの抽出
2. 起点, 終点間の最短経路探索

修正ルール(Screening法)

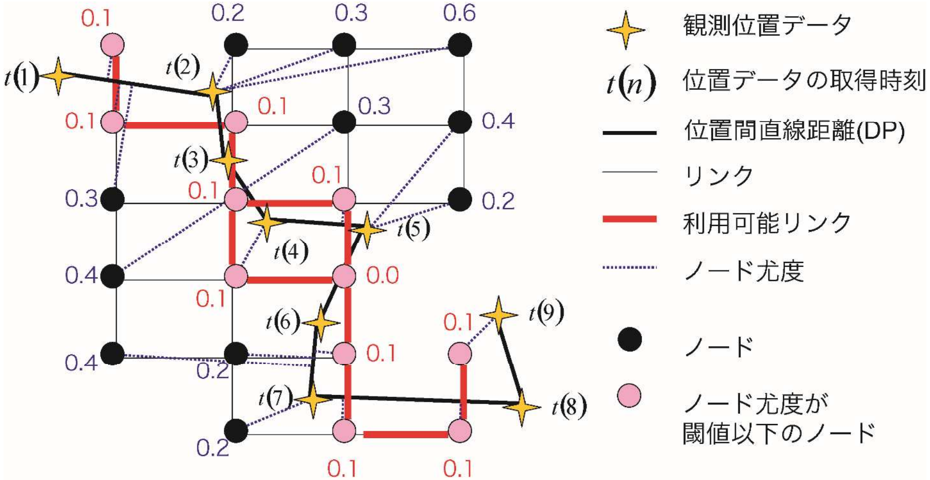
1. 移動点とルートの最短距離の平均値を定義する
2. 平均値の閾値を決める
3. K番目経路が閾値を満たせばそれが求めるルートである

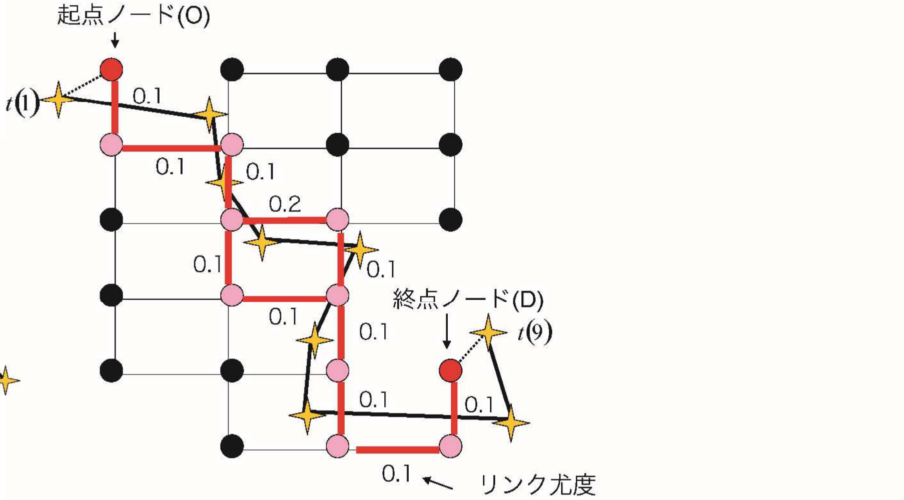
マップマッチングの手法(2)

プローブパーソン型交通情報配信システムの適用可能性に関する研究
(三谷, 2005)

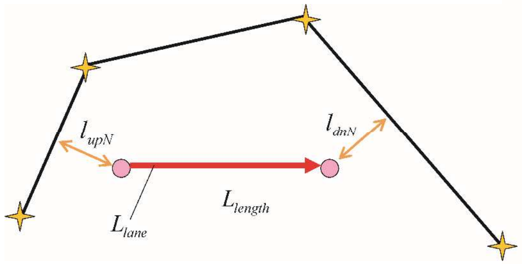
アルゴリズム

1. 位置間直線経路の作成
2. ノード尤度の算出
3. 閾値以下ノードの抽出
4. 利用可能リンクの抽出
5. リンク尤度の算出
6. ODノードの決定
7. 最短経路探索
   (リンク尤度を用いる)
8. リンク旅行時間の算出





リンク尤度



$$LL = \left(l_{upN} + l_{dnN}\right) * L_{length} / L_{lane}$$

マップマッチング内包型経路選択モデル

Route choice modeling with network-free data (Bierlaire et al., 2008)

DDR (Domain of Data Relevance)

- データの有効範囲
- ネットワークフリーデータとネットワークを結びつけるもの

$$P_n(i|\mathscr{S}_i) = \sum_{s\in\mathscr{S}_i} P_n(s|\mathscr{S}_i) \sum_{p\in\mathscr{C}_s} P_n(i|p)P_n(p|\mathscr{C}_s;\beta)$$

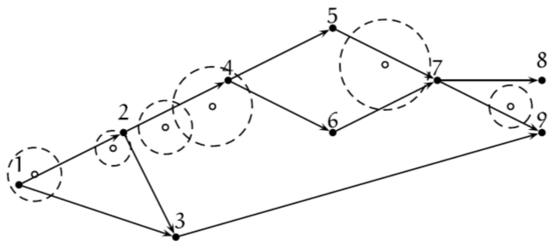
経路選択モデル

ODペアの集合 $\mathscr{S}_i$ 中で実際の
ODペアが s である確率

観測 i において実際の経路が
p である確率を与える計測方程式

観測 i と経路 p の距離によって定義

GPSデータの例



$P_n(i|\mathscr{S}_i)$ を最大化する

2.4 パネルデータ

- Dynamic analysis of trip generation (Meurs, 1990)
- Trip generation models with permanent unobserved effects (Meurs, 1990)
- A panel data switching regression model of mobility and car ownership (Meurs, 1993)

時系列相関を考慮したモデル

Dynamic analysis of trip generation (Meurs, 1990)

1.系列相関(serial correlation)モデル　ダイナミックな要素を誤差項に仮定

非観測異質性

$$y_{it} = \beta' X_{it} + \alpha_i + u_{it} \quad (1)$$

$$u_{it} = \gamma u_{i,t-1} + \varepsilon_{it} \quad |\gamma| < 1 \quad (2)$$

説明変数に関する変化の影響が一定期間以上続く.

誤差項に相関

誤差項が1次の自己回帰式(AR(1)モデル)で表す.

共通因子制約

(1)(2)式より $y_{it} = \gamma y_{i,t-1} + \beta' X_{it} - \gamma\beta' X_{i,t-1} + (1-\gamma)\alpha_i + \varepsilon_{it}$ (3)

2.状態依存(state-dependence)モデル　ダイナミックな要素を被説明変数自体に仮定

$$y_{it} = \gamma y_{i,t-1} + \beta' X_{it} + \alpha_i + u_{it} \quad |\gamma| < 1 \quad (4)$$

現在の行動における過去の行動の影響　説明変数の変化の短期的影響　非観測異質性

$$y_{it} = \sum_{r=0}^{\infty} \gamma^r \beta' X_{i,t-r} + \frac{1}{1-\gamma}\alpha_i + \sum_{r=0}^{\infty} \gamma^r u_{i,t-r} \quad (5)$$