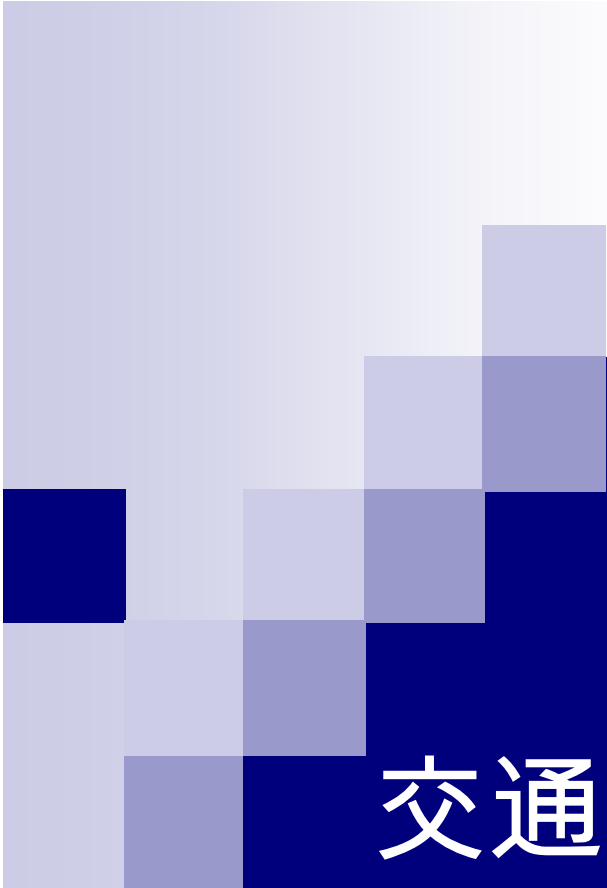
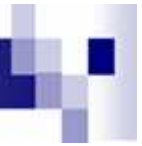




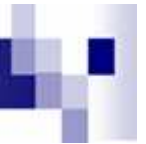
交通ネットワークの信頼性評価とその周辺： 交通均衡の確率的アプローチ

中山晶一郎
(金沢大学)



本日の発表のアウトライン

- 確率的均衡の重要性
- 確率的利用者均衡と本研究の確率的均衡との相違点
- 確率的均衡モデル(基本モデル)
- 確率的均衡モデルの応用
 - 情報提供評価分析
 - 信頼性指標とそれを用いたネットワークデザイン
 - パラメータ推定とモデル選択
 - 基本モデルの拡張



これまでの交通モデル・調査

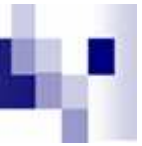
交通行動モデル
交通均衡モデル
交通シミュレーション
交通調査...

代表1日
代表1個人

捉えきれていない
ものは多い

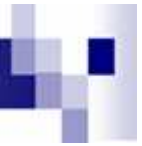
ある一つの「状態記述」のみで十分？

交通状態は日々変動 → 確率的取り扱い



確率モデルの重要性

- 交通量は日々変動
(点推定でよいのか, 区間推定?!)
- 確率・統計理論の適用可能性
(パラメータ推定, 最適モデル選択)
- ネットワーク信頼性・変動分析
- 情報提供効果分析
- 変動や観測誤差を踏まえた交通制御

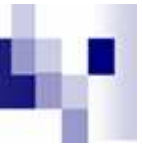


信頼性評価の必要性

- 平均旅行時間
- 旅行時間のバラつき

到着制約がある場合，セーフティマージンが必要．遅刻を避けるために早めに出発．

(平均) 旅行時間だけでは
旅行コストを過小評価．



旅行時間信頼性評価の課題

- 旅行時間信頼性指標の確立
 - 交通行動や社会情勢等
- 旅行時間変動の推定
 - トラカンデータ, プローブデータ, その他のデータの利用
 - 推定方法・推定式の確立
 - 交通量や旅行時間の変動特性の解明



時間信頼性指標

交通工学会研究展開
「道路網の信頼性研究のための基礎調査」
の資料から転載

英米における時間信頼性指標

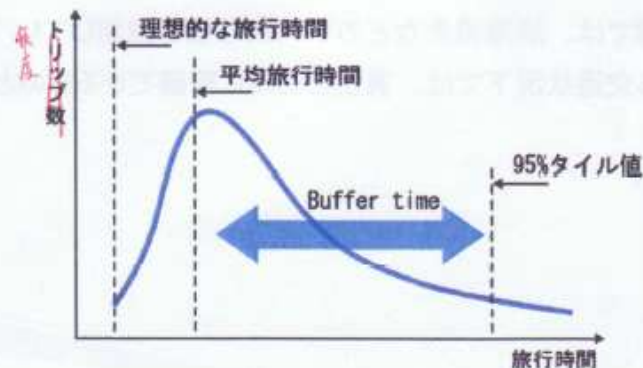
米国での指標

■背景

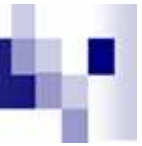
全政府機関に「複数年戦略計画」「業績計画書」「業績報告書」の作成と報告を義務付ける政府業績評価法（GPRA：1998年改定）が作成されており、連邦道路庁では、渋滞に関する指標として「移動時間の信頼性」をクローズアップ

■指標の概要

月に1回程度発生する渋滞による遅刻は許容するものとし、遅刻しないための安全な旅行時間（全体の95%...平日20日のうち19日は遅刻しない時間）から指標化



- 20B/1B
- Planning time
95%タイル旅行時間
 - Planning time index
 $\text{Planning time} / \text{理想的な旅行時間}$
 - Buffer time
 $\text{Planning time} - \text{平均旅行時間}$
 - Buffer index
 $\text{Buffer time} / \text{平均旅行時間}$

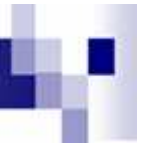


確率的利用者均衡が扱う確率

ランダム効用理論(ロジット・プロビットモデル)に基づいた経路選択による交通配分

配分された交通量は確定的

- 交通量は確定値
- 経路選択での経路旅行時間は確率的
- 配分された経路・リンク旅行時間は確定値



ロジット・プロビットによる配分の利点

■ 異質性の考慮

（時間比配分的で現実への適用に適している）

■ 経路が分かる

（逆に，経路集合の設定等が困難）

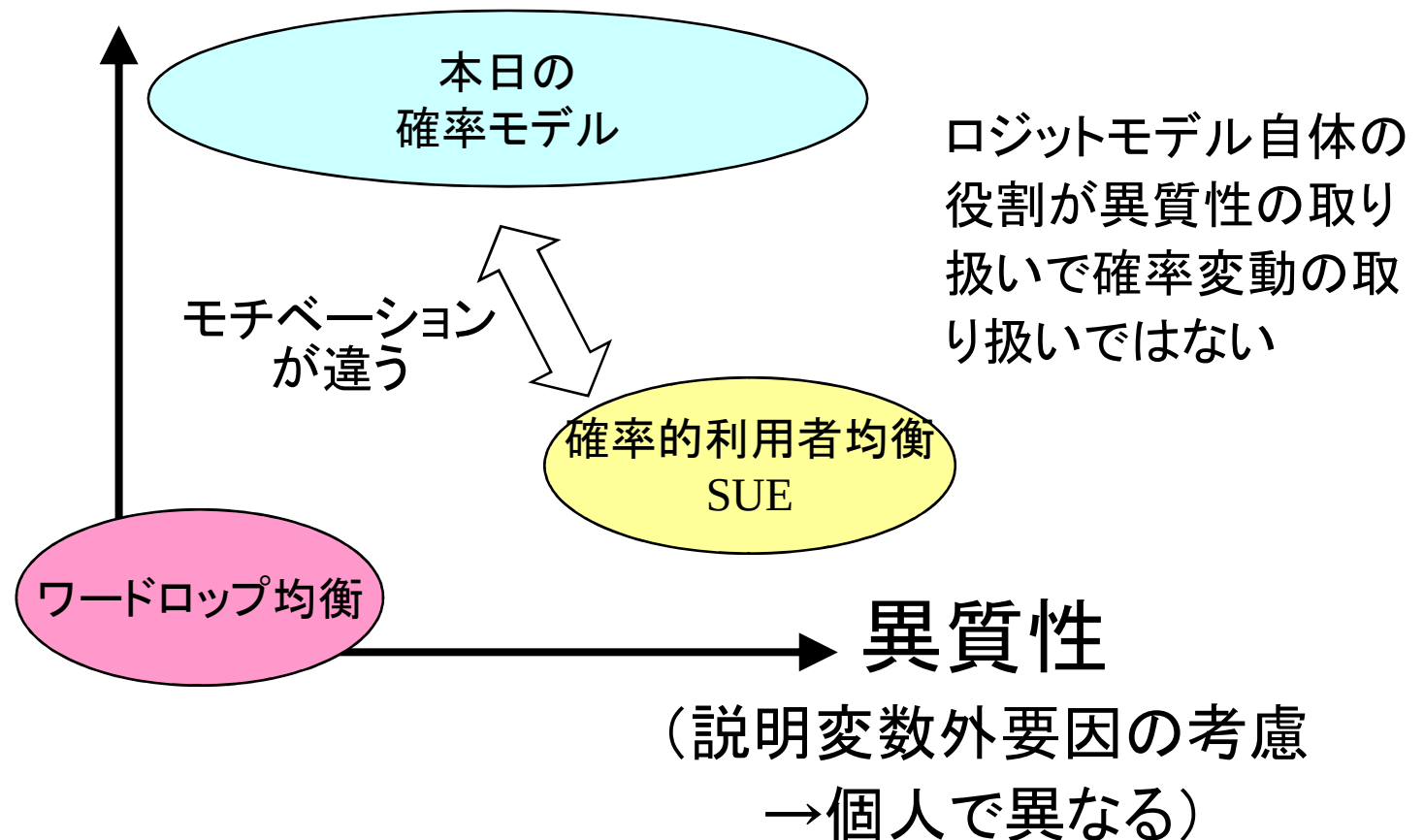
■ 数学的に取り扱いやすい

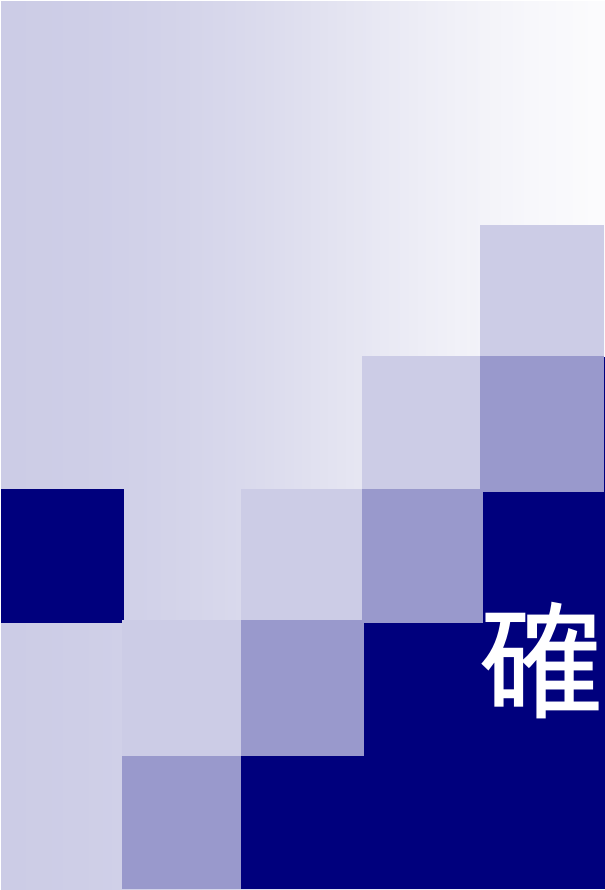
（感度分析やMPECなどのとき，微分可能で，取り扱いが容易．）



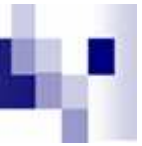
確率分布が果たす役割・目的

(交通量・旅行時間の)
変動



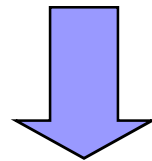


確率的均衡の基本モデル



基本モデルでの仮定

- トリップを行うのか否かは外生的に決定
 - OD交通量は正規分布
- 道路利用者は選択する経路を決めていて、トリップを行う場合は常にその経路を使う



経路交通量は独立(な正規分布)



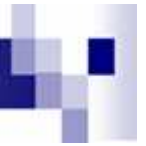
経路交通量の分布1

OD i の潜在需要: n_i
(トリップを行う可能性がある人数)



OD i の経路 j の潜在経路交通量: n_{ij}

トリップを行う確率: p
(ODに関わらず一定と仮定)



経路交通量の分布2

経路交通量は二項分布: $Bn[n_{ij}, p]$

平均: $\mu_{ij} \equiv n_{ij} p$

分散: $n_{ij} p (1-p) = \mu_{ij} (1-p) = \eta \mu_{ij}$

$$\eta \equiv 1-p$$

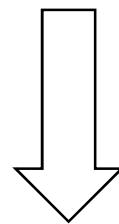
経路交通量の分散は平均の定数倍



経路交通量の分布3

経路交通量は二項分布: $Bn[n_{ij}, p]$

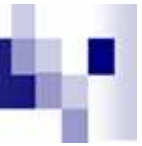
平均: μ_{ij} 分散: $\eta \mu_{ij}$



中心極限定理

経路交通量は独立な正規分布:

$N[\mu_{ij}, \eta \mu_{ij}]$



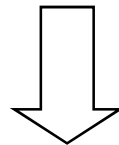
他の経路交通量分布

経路交通量は二項分布: $Bn[n_{ij}, p]$

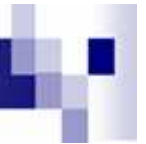
平均: μ_{ij} 分散: $\eta \mu_{ij}$

$0 \leq \eta \leq 1.0$ のため, 分散 $\leq$ 平均

トリップ発生確率 P 自体も
確率変動(ベータ分布)



ベータ二項分布



均衡概念

ワードロップ均衡の拡張

利用され得る経路の「平均旅行時間」は皆等しく、利用され得ない経路の「平均旅行時間」はそれより小さいもしくは等しくなる。



基本モデルの定式化

(ワードロップ均衡の場合, 通常 of 確定的な旅行時間関数)
平均旅行時間関数

$$\min . Z = \sum_a \int_0^{\mu_a} \bar{c}_a(w) dw$$

$$\mu_i = \sum_{j=1}^{J_i} \mu_{ij} \quad \forall i$$

$$\mu_a = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} \delta_{a,ij} \mu_{ij} \quad \forall a$$

$$\mu_{ij} \geq 0 \quad \forall i, j$$



平均旅行時間関数の導出

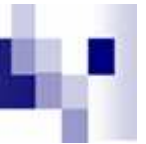
BPR関数の場合 ($t_a = \alpha + \beta x_a^n$ 形式)

$$\bar{c}_a(\mu_a) = E[T_a] = \alpha + \beta \cdot \left. \frac{d^n M_a(s)}{ds^n} \right|_{s=0}$$

$E[T_a]$: 期待旅行時間(リンク a)

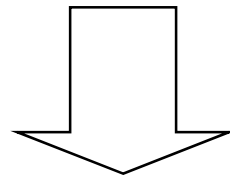
$M_a(s)$: リンク a の交通量確率母関数

期待旅行時間は確率母関数により比較的容易に導出



基本モデルの特徴

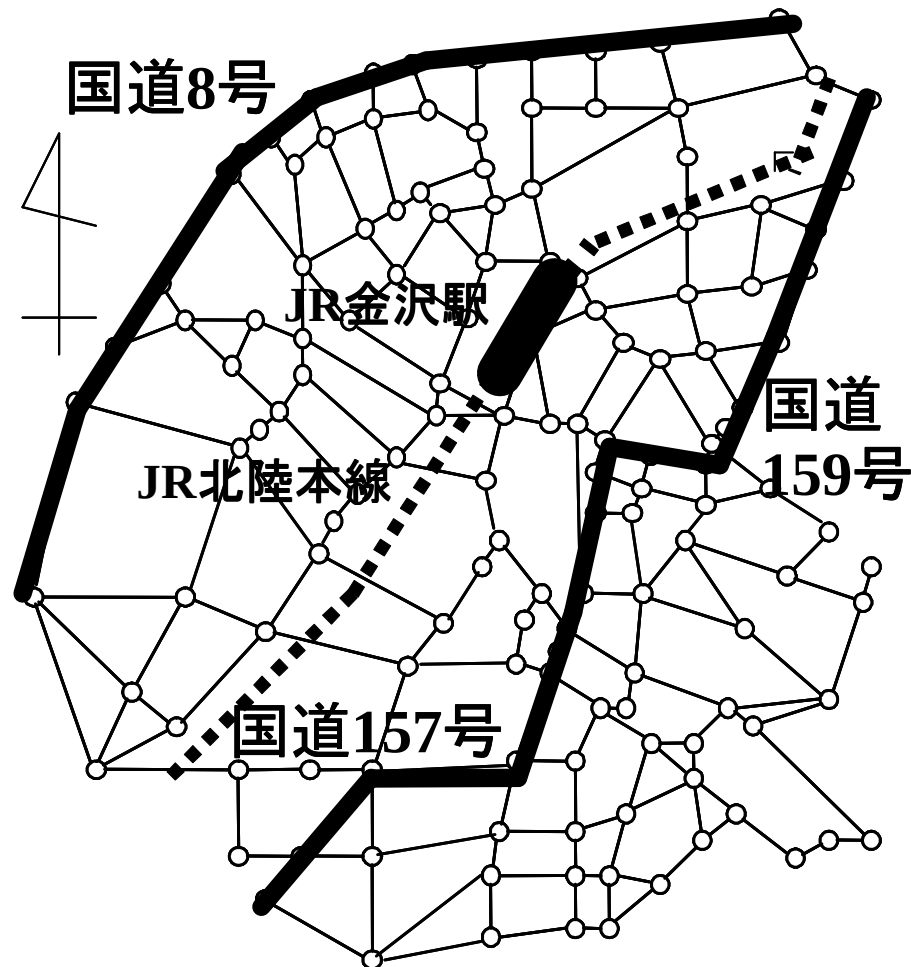
- ワードロップ均衡と酷似した定式化
- Frank-Wolfeなど均衡配分のアルゴリズムが適用可能
- 平均旅行時間関数は通常の旅行時間関数と同じ次数の関数



実用可能モデル



金沢道路ネットワーク

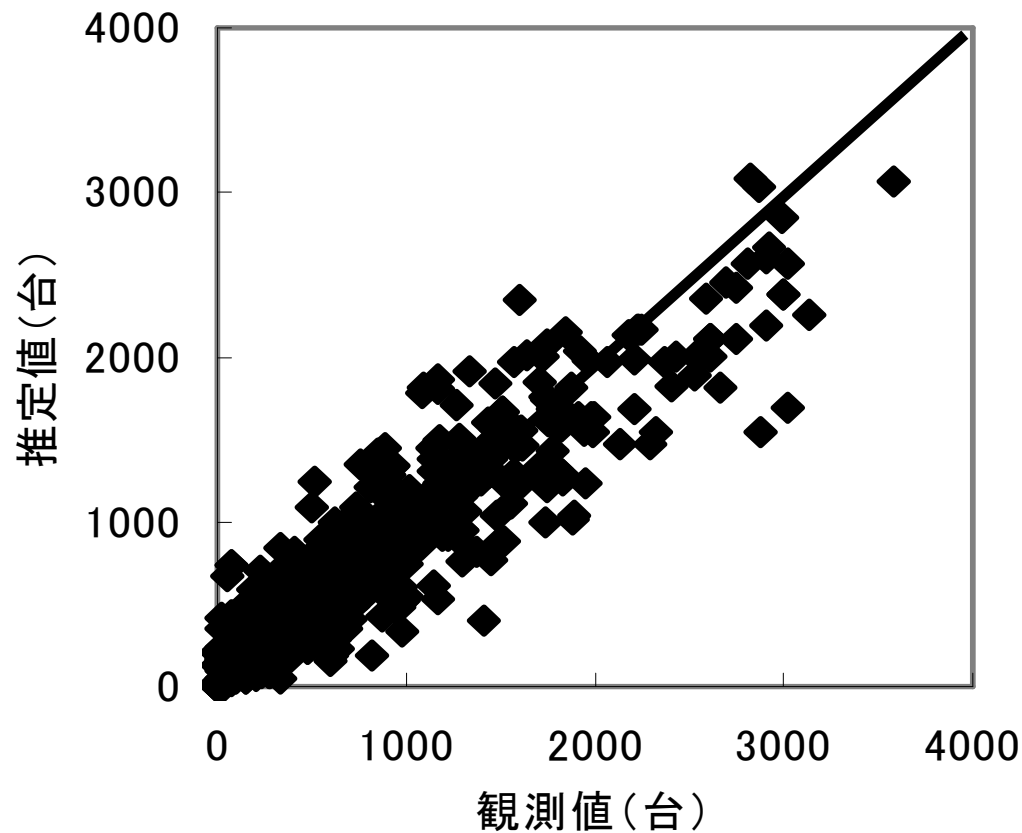


ノード数: 140
リンク数: 467

$$\eta = 42.0$$



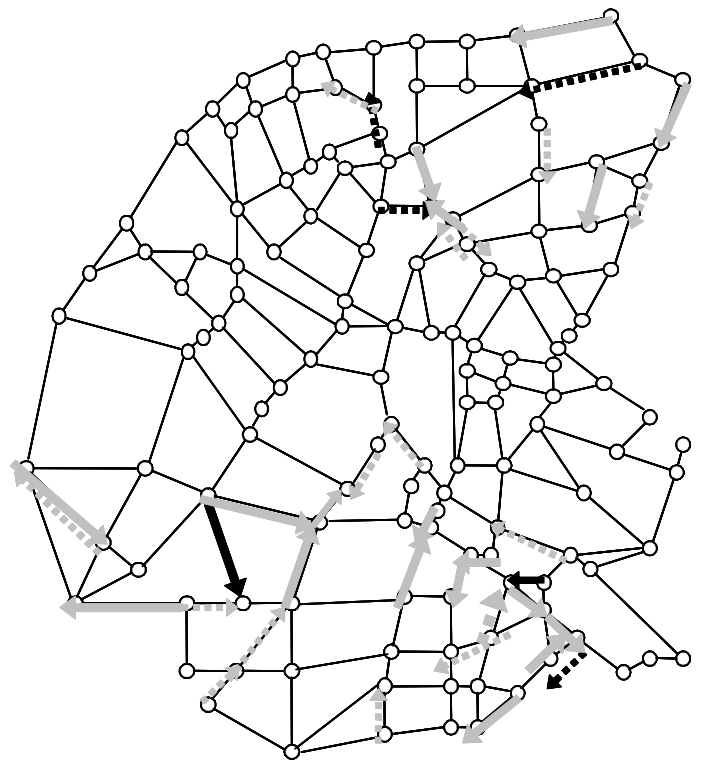
推定平均リンク交通量と観測リンク交通量の相関





変動分析

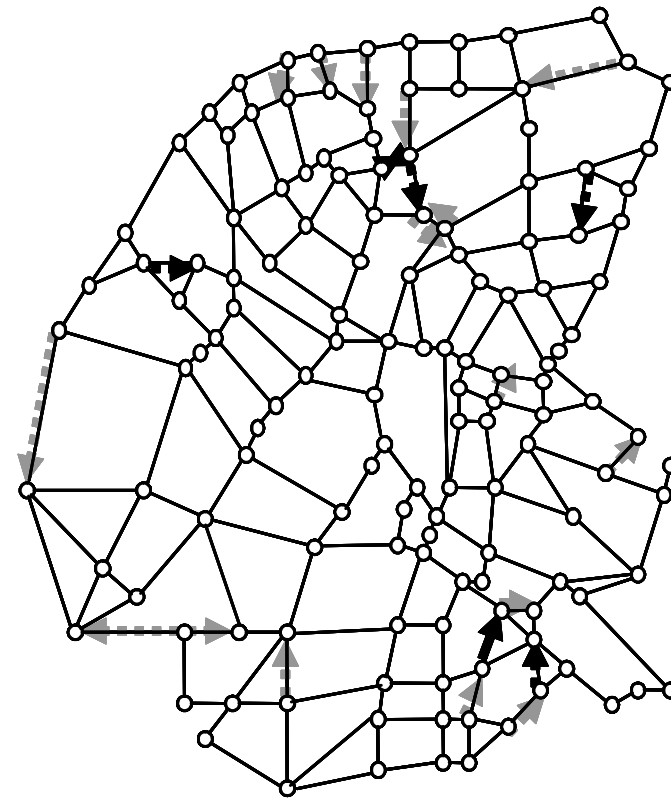
リンク旅行時間の標準偏差



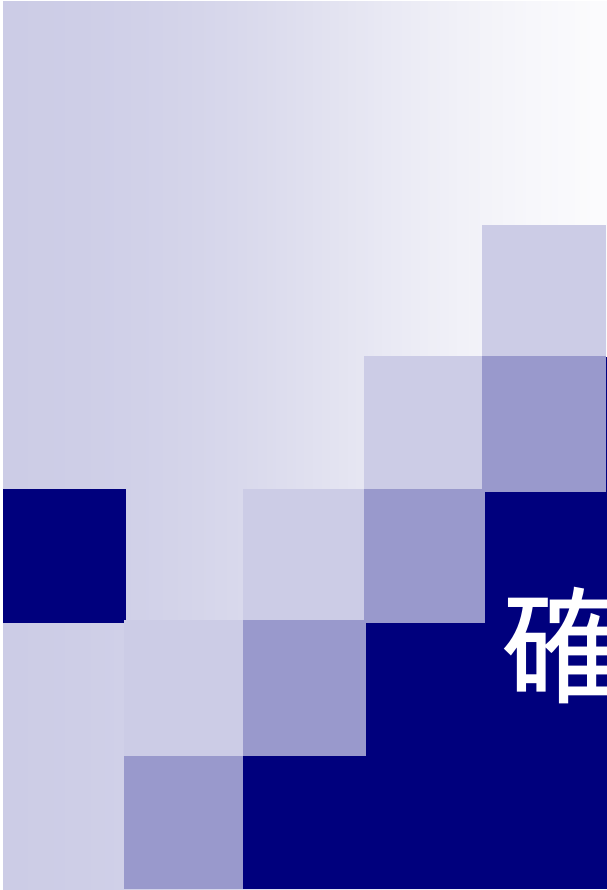
凡例(単位:分)

4.0以上	→	2.5以上3.0未満	→
3.0以上4.0未満	→	2.0以上2.5未満	→

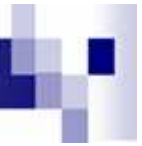
リンク旅行時間の変動係数



1.0以上	→	0.8以上0.9未満	→
0.9以上1.0未満	→	0.7以上0.8未満	→



確率的均衡モデルの応用



確率的均衡モデルの応用

- 信頼性指標とそれを用いたネットワークデザインの方方向性
- パラメータ推定とモデル選択
- 緊急車両への情報提供評価分析



信頼性評価の必要性

- 平均旅行時間
- 旅行時間のバラつき

到着制約がある場合，セーフティマージンが必要．遅刻を避けるために早めに出発．

$$\begin{aligned} & \text{到着制約時刻} - \text{出発時刻} \\ &= \text{平均旅行時間} + \text{セーフティマージン} \\ &= \text{実効旅行時間} \end{aligned}$$



実効旅行時間

Hall, 1983; 飯田・内田, 1993
では旅行時間は正規分布と仮定

実効旅行時間 c_{ij} :

$$c_{ij} = m_{ij} + \eta s_{ij}$$

m_{ij} : 旅行時間の平均 (ODペア i の経路 j)

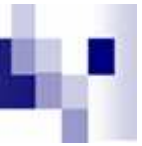
s_{ij} : 旅行時間の標準偏差 (ODペア i の経路 j)

η : セイフティマージン (リスク態度) のパラメータ

遅刻確率が ρ となる時のセイフティマージンが ηs_{ij} . この時,

$$\eta = F^{-1}(1-\rho)$$

標準正規分布の累積関数: $F(x)$



実効旅行時間の意味 (正規分布とは限らない一般的な場合)

チェビシェフの不等式から,

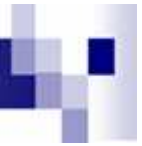
T_{ij} の分布形によらず, $\Pr[|T_{ij} - m_{ij}| \geq \eta] \leq s_{ij}^2 / \eta^2$

$\Pr[T_{ij} \geq (m_{ij} + \eta s_{ij})] = \Pr[T_{ij} \geq c_{ij}] \leq 1 / \eta^2$

T_{ij} はODペア i の経路 j の旅行時間の確率変数
 $\Pr[\cdot]$ は確率を算出する演算,

実効旅行時間 $c_{ij} = m_{ij} + \eta s_{ij}$:

遅刻確率が $1 / \eta^2$ 以下になるために必要な時間



信頼性指標とネットワークデザイン

総実効旅行時間などによりネットワークの
デザインが可能

$$NE = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} \mu_{ij} c_{ij}$$

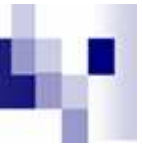
経路交通量の平均
実効旅行時間

ネットワークの信頼性指標:

各人の旅行時間の標準偏差の和

$$NR = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J_i} \mu_{ij} s_{ij}$$

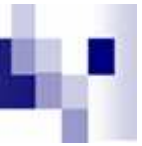
旅行時間の標準偏差



パラメータ推定

交通均衡分析でもパラメータ推定は重要

- OD交通量 matrix
- ロジットモデルパラメータ
- 経路選択等の行動モデルのパラメータ
- 旅行時間関数パラメータ

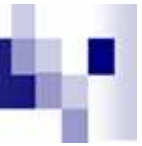


既存研究

データ: リンク交通量

最小二乗法
(or 一般化最小二乗法)

最小二乗法は統計学的に正しいとは限らない
(リンク交通量は独立と仮定しているため)



研究目的

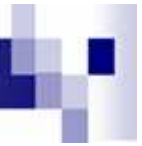
リンク交通量データを利用

観測リンク交通量の生起確率が最大
になるようにパラメータを推定

最尤推定法

一緻性

(can get true parameters from large data)



仮定条件

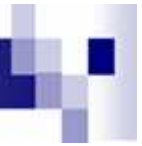
OD交通量:ポアソン分布

(他の分布を仮定することも可能. だが, ポアソンが最も容易に適用可能)

確率的な経路選択

経路選択は確率的. よって, 交通量も確率的(ポアソン分布)

ロジットモデルにより経路選択確率を決定
(平均旅行時間が説明変数)



交通量の分布

経路選択
(多項分布)

OD交通量 (ポアソン分布): given

経路交通量の
確率密度関数

$$\begin{aligned} f_{\mathbf{Y}_r}(\mathbf{y}_r) &= f_{\mathbf{Y}_r}^{mn}(\mathbf{y}_r | q_r) f_{Q_r}^{po}(q_r) \\ &= \frac{q_r!}{\prod_{i \in J_r} y_i!} \prod_{i \in I_r} \left(\frac{m_i}{\lambda_r} \right)^{y_{ij}} \frac{e^{-\lambda_r} \lambda_r^{q_r}}{q_r!} \\ &= \prod_{i=1}^n f_{Y_i}^{po}(y_i) \end{aligned}$$

経路交通量: 独立なポアソン分布に従う

➡ 独立な正規分布 で近似



均衡の定式化

不動点問題:

$$m_{ij} = \lambda_i \frac{\exp(-\theta \bar{c}_{ij}(\mathbf{m}))}{\sum_{j' \in J_i} \exp(-\theta \bar{c}_{ij'}(\mathbf{m}))} \quad \forall i, \forall j$$

$\bar{c}_{ij}$: 平均経路旅行時間
(ODペア i の経路 j
の平均旅行時間)

m_{ij} : 平均経路交通量

λ_i : 平均OD交通量

θ : パラメータ

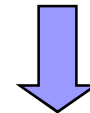


尤度関数

$$\boldsymbol{\mu} = \Delta \mathbf{m}$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \Delta \mathbf{m} \Delta^T$$

平均経路交通量（独立）



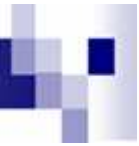
リンク・経路接続行列

リンク交通量の平均値行列・分散共分散行列

リンク交通量の同時確率密度関数：

$$f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}$$

対数尤度関数： $L(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{x}) = \ln f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})$



MPEC としての最尤法

(mathematical program with equilibrium constraints)

$$\max_{\theta} L(\theta | \tilde{\mathbf{x}}, \mathbf{m})$$

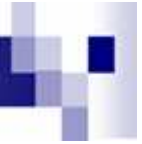
$$\text{s.t. } \mathbf{m} = \mathbf{g}(\mathbf{m}, \theta)$$

Example of g

$$m_{ij} = \lambda_i \frac{\exp(-\theta \bar{c}_{ij}(\mathbf{m}))}{\sum_{j' \in J_i} \exp(-\theta \bar{c}_{ij'}(\mathbf{m}))} \quad \forall i, \forall j$$

L : 対数尤度関数 $\tilde{\mathbf{x}}$: 観測リンク交通量
 $\bar{c}_{ij}$: 平均旅行時間 λ_i : 平均OD交通量
 m_{ij} : 平均経路交通量, $\mathbf{m}$: 平均交通量ベクトル
 θ : パラメータ, θ : パラメータベクトル

Ordinary optimization algorithm can be applied



Derivatives

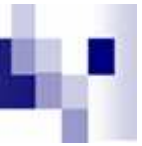
陰関数: $\mathbf{h}(\mathbf{m}, \boldsymbol{\theta}) \equiv \mathbf{g}(\mathbf{m}, \boldsymbol{\theta}) - \mathbf{m} = \mathbf{0}$

一次微分: $\nabla_{\boldsymbol{\theta}} L = -(\nabla_{\mathbf{m}} \mathbf{h}^{-1} \nabla_{\boldsymbol{\theta}} \mathbf{h})^T \nabla_{\mathbf{m}} L$

二次微分:

$$\frac{\partial^2 L}{\partial \theta_j \partial \theta_{j'}} = -\nabla_{\mathbf{m}} L^T \nabla_{\mathbf{m}} \mathbf{h}^{-1} \left(\frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial \theta_j \partial \theta_{j'}} + \boldsymbol{\eta} \right) + \left(\nabla_{\mathbf{m}} \mathbf{h}^{-1} \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \theta_j} \right)^T \nabla_{\mathbf{m}}^2 L \nabla_{\mathbf{m}} \mathbf{h}^{-1} \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \theta_{j'}}$$

$$\boldsymbol{\eta} = \left(\dots, \frac{\partial \mathbf{h}^T}{\partial \theta_j} \nabla_{\mathbf{m}}^2 h_i \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \theta_{j'}}, \dots \right)^T$$



最尤推定量

最尤推定量の持つ優れた性質:

- 一緻性

データが大きいと, バイアスがなく推定

- 漸近有効性

最小分散(データが多い場合)

- 漸近正規性

正規分布(データが多い場合)

独立同一分布データ(IIDデータ)が必要



観測

■ 単観測

—————→ Non-I.I.D.

リンク交通量は一回のみ観測

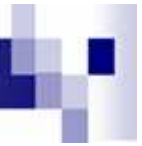
■ 複数回観測

独立な観測

—————→ I.I.D.

互いに独立な多数回の観測

独立ではない複数回観測 ———→ Non-I.I.D.



局所従属性

リンク交通量は独立ではない.
が, 独立と似た性質をもつ.

離れたリンクの間は独立

$\exists \kappa < \infty$

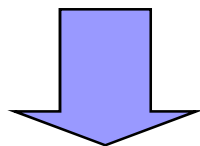
距離が κ 以上離れたリンク間は独立



局所従属下での中心極限定理と 大数の弱法則

局所従属データについて,

- 中心極限定理
- 大数の弱法則 の成立を証明



局所従属データに対する最尤推定量:

- 一緻性
- 漸近有効性
- 漸近正規性



統計指標

Parameter index:

$$t\text{-value} = \frac{\hat{\theta}_j}{\sqrt{[-\nabla_{\theta}^2 L^{-1}|_{\theta=\hat{\theta}}]_{jj}}}$$

Model index:

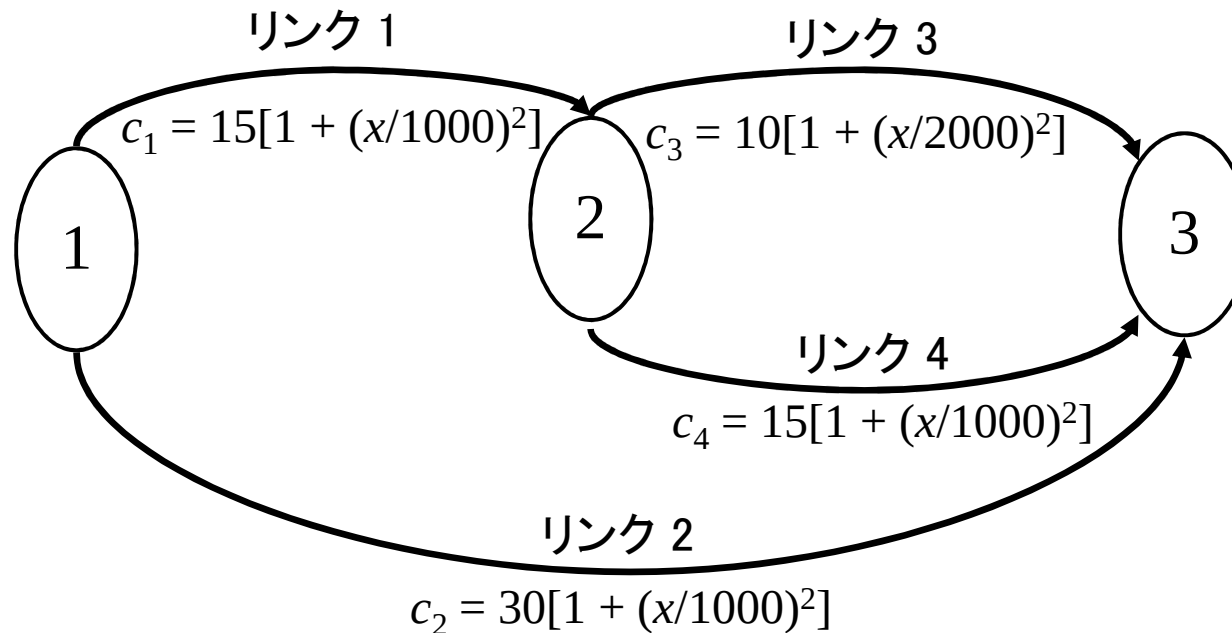
$$AIC = -2L|_{\theta=\hat{\theta}} + 2n_{\theta}$$

n_{θ} : the number of parameters



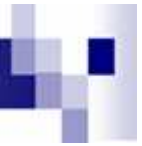
数値計算例

■ 2 OD, 4 リンクネットワーク



OD 1: Po[2000] (ノード 1 -3間)

OD 2: Po[2000] (ノード 2 -3間)

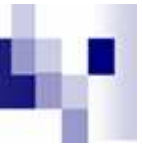


問題設定

- ロジットモデル内のパラメータ θ を推定

$$m_{ij} = \lambda_i \frac{\exp(-\theta \bar{c}_{ij}(\mathbf{m}))}{\sum_{j' \in J_i} \exp(-\theta \bar{c}_{ij'}(\mathbf{m}))}$$

- θ の真値は 0.5 と設定
- 上の真値に基づいて乱数により観測リンク交通量を作成



平均旅行時間

通常の旅行時間関数から平均旅行時間関数を積率母関数により以下のように導出できる.

$$\bar{c}_1(\mu) = 15 \left[1 + \frac{\mu^2 + \mu}{1000^2} \right] \quad \longleftarrow c_1 = 15[1 + (x/1000)^2]$$

$$\bar{c}_2(\mu) = 30 \left[1 + \frac{\mu^2 + \mu}{1000^2} \right] \quad \longleftarrow c_2 = 30[1 + (x/1000)^2]$$

$$\bar{c}_3(\mu) = 10 \left[1 + \frac{\mu^2 + \mu}{2000^2} \right] \quad \longleftarrow c_3 = 10[1 + (x/2000)^2]$$

$$\bar{c}_4(\mu) = \bar{c}_1(\mu)$$



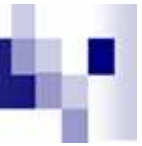
尤度関数

$$\begin{aligned} \max L(\mathbf{m}(\theta)) \\ \text{s.t. } \mathbf{m}(\theta) = \mathbf{g}(\mathbf{m}(\theta)) \end{aligned}$$

$$L(\mathbf{m}(\theta)) = -\frac{1}{2} \left[\frac{(x_2 - m_{12})^2}{m_{12}} + \frac{(x_4 - m_{22})^2}{m_{22}} + \ln(m_{11}m_{12}m_{21}m_{22}) + \frac{(x_1 - m_{11})^2 m_{21} + (m_{21} + x_1 - x_3)^2 m_{11}}{m_{11}m_{21}} + \ln\{(2\pi)^4\} \right]$$

$m_j(\theta)$: 経路 j の (経路) 交通量

$$\mathbf{m} = (m_{11}, m_{12}, m_{21}, m_{22})^T$$



パラメータ推定の結果

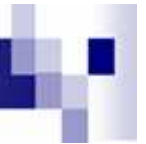
	m_{11}	m_{12}	m_{21}	m_{22}	θ	L	AIC
最尤法	1073.6 (7.00) ^[1]	926.4 (-7.69) ^[1]	1225.6 (20.54) ^[1]	774.4 (-25.84) ^[1]	0.583 (3.00) ^[2]	-152.93	315.86
最小二乗法	1073.6	926.4	1227.4	772.6	0.64	-	-
真値	1073.6	926.4	1222.2	777.8	0.5	-	-
θ なしモデル	1073.4	926.6	1248.4	751.5	-	-158.54	325.08
$\theta = 0$ モデル	1000.0	1000.0	1000.0	1000.0	0.0	-709.81	1419.62

[1] t 値は 1000.0からの差について ($\theta = 0$ モデルとの差)

[2] 通常の t 値 (0との差)

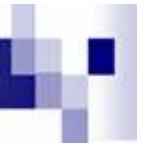
; θ なしモデル: ワードロップ均衡 (θ が無限大の場合の配分結果)

尤度比, AIC, t 値その他の統計指標を計算できる



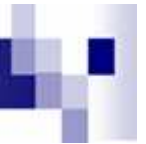
最尤推定法の利点

- 統計学的に厳密
- 推定パラメータの信頼性が分かる
- モデルの信頼性が分かる
- 他の確率・統計理論を適用が容易



情報提供適用事例

- 金沢道路ネットワーク
(全く同じ設定. 基本モデルの適用により
ネットワークの不確実性を計算)
- 救急車への正確な旅行時間情報の提供
- 三次救急(重篤患者)を対象



緊急車両（救急車）への情報提供

情報提供がない場合：

救急車は平均に最小旅行時間となる経路を選択

様々な変動要因により，平均的に最小旅行時間と思っていた経路は時間がかかり，それよりも早くいける経路があることがある

情報提供がある場合：

実際に最小旅行時間となる経路を選択できる



情報提供による旅行時間短縮

ODペア i 間の旅行時間の短縮効果: RT_i
(旅行時間短縮の平均)

$$RT_i = \underbrace{\min(\bar{c}_{ij}; j = 1, 2, \dots, J_i)}_{\text{基本モデル解の最小旅行時間}} - \underbrace{E[\min(C_{ij}; j = 1, 2, \dots, J_i)]}_{\text{極値分布 (シミュレーションにより計算. Clark近似も可能)}}$$

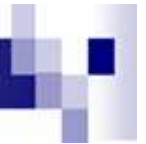
↑
基本モデル解の
最小旅行時間

↑
極値分布
(シミュレーションにより計算.
Clark近似も可能)

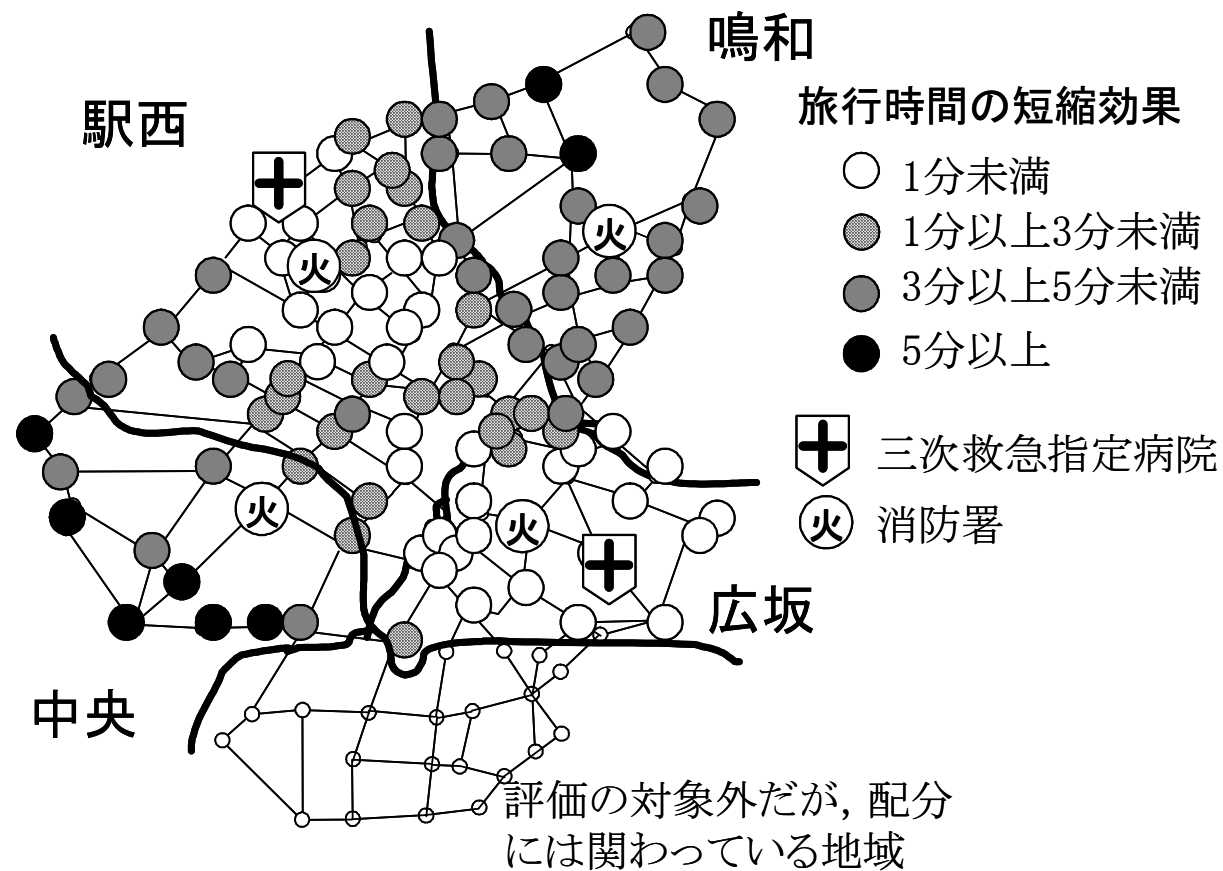


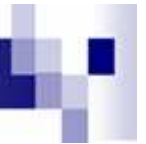
金沢ネットワークでの旅行時間短縮効果

	旅行時間の短縮(分)	旅行時間の標準偏差の減少(分)
駅西	2.74	2.23
広坂	0.23	0.49
中央	3.46	1.96
鳴和	5.46	3.25
平均	2.97	1.99



各ノードの時間短縮効果





基本モデルの拡張

- OD交通量の確率変動＋確率的な経路選択
- OD毎に独立に分散（及び平均）を設定

することのできるモデルへ拡張



条件付経路交通量

OD交通量は所与の場合

ドライバーの経路選択確率: $\mathbf{p}_i$

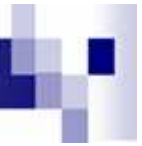
$\mathbf{p}_i = \{p_{ij}\}$, p_{ij} : ODペア i の経路 j の選択確率

交通需要: n_i (OD pair i)

確率的な経路選択

OD pair i の経路交通量は多項分布, $\text{Mn}(n_i, \mathbf{p}_i)$.

ある一つの経路の交通量は二項分布



負の二項分布の交通需要

交通需要 N_i : 負の二項分布

(nonnegative, discrete)

負の二項分布の確率関数:

$$g_{N_i}(n_i) = \frac{\Gamma(\alpha_i + n_i)}{\Gamma(\alpha_i) n_i!} \left(\frac{1}{1 + \beta_i} \right)^{\alpha_i} \left(\frac{\beta_i}{1 + \beta_i} \right)^{n_i}$$

平均: $\alpha_i \beta_i$

分散: $\alpha_i \beta_i (1 + \beta_i)$

$\Gamma(\cdot)$: ガンマ関数



なぜ負の二項分布？

- ポアソン分布 (Clark & Watling 2005)
 - 分散 = 平均
- 二項分布
 - 分散 $\leq$ 平均
- 負の二項分布 $\xrightarrow[\text{to}]{\text{approximates}}$ 正規分布
 - 分散 $\geq$ 平均

OD 交通量の変動:
 $\sigma^2 = 16\mu$ (田中ら, 2001)



複合分布としての経路交通量

条件付経路交通量: 多項分布

$$f_{\mathbf{Y}_i}(\mathbf{y}_i) = f_{\mathbf{Y}_i|n_i}(\mathbf{y}_i) g_{N_i}(n_i)$$

交通需要: 負の二項分布,
 $\text{NgBn}(\alpha_i, \beta_i)$

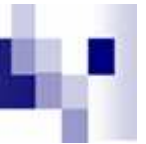
$$= \frac{\Gamma(\alpha_i + n_i)}{\Gamma(\alpha_i) n_i!} \left(\frac{1}{1 + \beta_i} \right)^{\alpha_i} \left(\frac{\beta_i}{1 + \beta_i} \right)^{n_i} \frac{n_i!}{\prod_{j=1}^{J_i} y_{ij}!} \prod_{j=1}^{J_i} p_{ij}^{y_{ij}}$$

y : 経路交通量
 n : 需要

$$= \frac{\Gamma(\alpha_i + \sum_j y_{ij})}{\Gamma(\alpha_i) \prod_j y_{ij}!} \left(\frac{1}{1 + \beta_i} \right)^{\alpha_i} \prod_j \left(\frac{\beta_i p_{ij}}{1 + \beta_i} \right)^{y_{ij}}$$

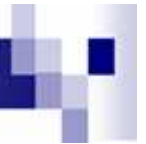
負の多項分布の確率関数

経路交通量: 負の多項分布



均衡モデル

- 経路交通量が負の多項分布になること以外は基本モデルと同じ定式化
- 負の多項分布の確率母関数が定義されているので、それを用いて、平均旅行時間や実効旅行時間を計算できる.



まとめ

- 実用的な確率的均衡モデルの構築
- 信頼性指標の提案（実効旅行時間の拡張）
- 情報提供効果分析への応用可能性
- 豊富にあるリンク交通量データを用いてパラメータ推定やモデル選択が可能



Kanazawa University

founded in 1862

