

第5回愛媛大学坊っちゃんセミナー
都市・交通・風土 ～伊予のインフラ考～

空間変動を考慮した ODパターン集合形成モデル -復旧期大規模交通シミュレータ構築にむけて-

2017/12/13(水)@愛媛大学

神戸大学 浦田 淳司

(共同研究者：井料隆雅，河瀬理貴)



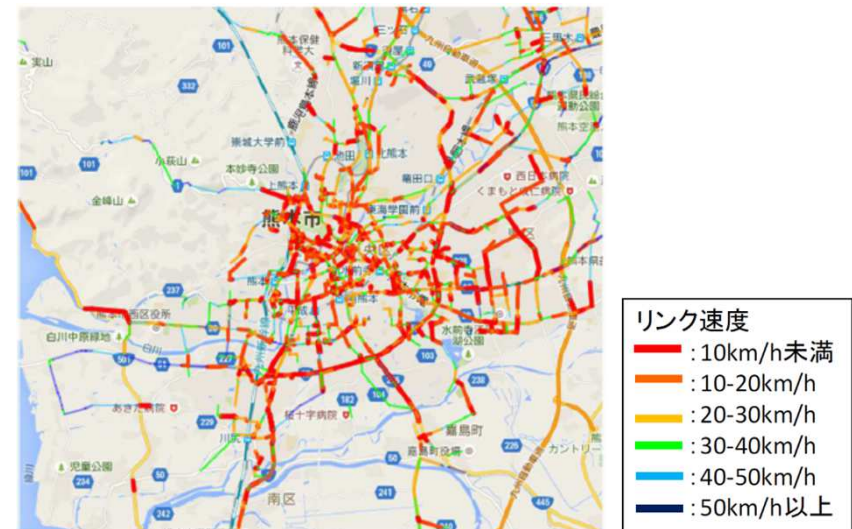
復旧期のOD予測の重要性

OD交通量パターン変化に起因する混雑は大きい

- ・ 被災地周辺へのOD増加
- ・ ODパターン変化と混雑
 - リンク途絶により旅行時間は変化
 - 加えて、ODパターンの変化により旅行時間はさらに変化
 - 平時と異なるODパターンに道路ネットワークは未対応であり、大きな混雑を招く可能性



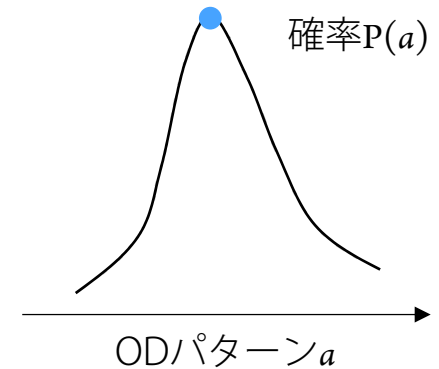
熊本市内市電通り (2016年4月22日撮影)



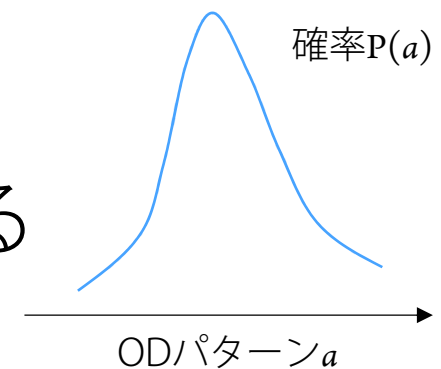
震災後のリンク旅行速度(4月18日18:00-18:15) (桑原ら(2016)) 3

研究の問題意識

未(疎)観測下かつ不確実な状況下で、
唯一の尤もらしいODパターンのみを
予測とすることは、蓋然的ではない。



ODパターンの確率分布を形成し、
不確実性を踏まえた評価を可能とする



既往研究（ODパターンの分布）

平時交通であっても、**変動や不確実性の存在**を重要視

- 不確実な交通現象を平均・安定のアプローチで捉えることの限界（北村(2003)）
- Day-to-DayのODパターンを前提とした予測モデリング(Ashok & Ben-Akiva (2000))
- OD交通の固定性への疑問（飯田(2006)）
- 幅を持たせたOD交通量の予測値の重要性（兵藤(2002), 屋井ら(2006)）
- 四段階推定の上位段階の誤差はリンク交通量では誤差増幅（Zhao & Kockelman (2002)）

OD推定研究は**データ活用を前提**として発展

- 残差平方和最小化モデル（GLSモデル）
 - 断面交通量(Hendrickson & McNeil(1984)), AVI (Asakura et al.(2000)), プローブデータ(Cao et al. (2013)) など
- ベイズ推定モデル
 - 交通量観測のベイズ確率とエントロピーを合わせた尤度(Cascetta & Nguyen(1988))

提案モデルの前提

- 異常時のODパターン予測ではデータ取得に限界
- 最小限のデータをインプットとしたい
- エントロピーモデルを起点とする (Wilson(1967))

$$\max_{\mathbf{X}} \log w(\mathbf{X}) \quad (w(\mathbf{X}) = \bar{N}! / \prod X_{ij}!)$$

$$\text{発生・集中・総費用制約} \quad \bar{O}_i = \sum_{\forall j} X_{ij}, \bar{D}_j = \sum_{\forall i} X_{ij}, \bar{C} = \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} C_{ij} X_{ij}$$

i : 発生ゾーン, j : 集中ゾーン, $\mathbf{X} = \{X_{ij}\}$: OD交通量パターン, C_{ij} : ij 間の一般化費用,
 O_i : 発生交通量, D_j : 集中交通量, C : 総費用, N : 総トリップ数, 上線: 外生変数

課題

- ✓ 制約を緩和しても最適解周辺しか得られず, 変動は再現できない (浦田・井料(2016))
- ✓ エントロピー最大は必ずしも成立していない (Zuylen & Willumsen(1980), Ge & Fukuda(2016))

提案モデルのアイデア

- エントロピーモデルと等価な離散選択モデルを活用
- 目的地選択効用に未観測変動項を追加する

$$U_{ij}^a = u(C_{ij}) + G_j + \eta_{ij}$$

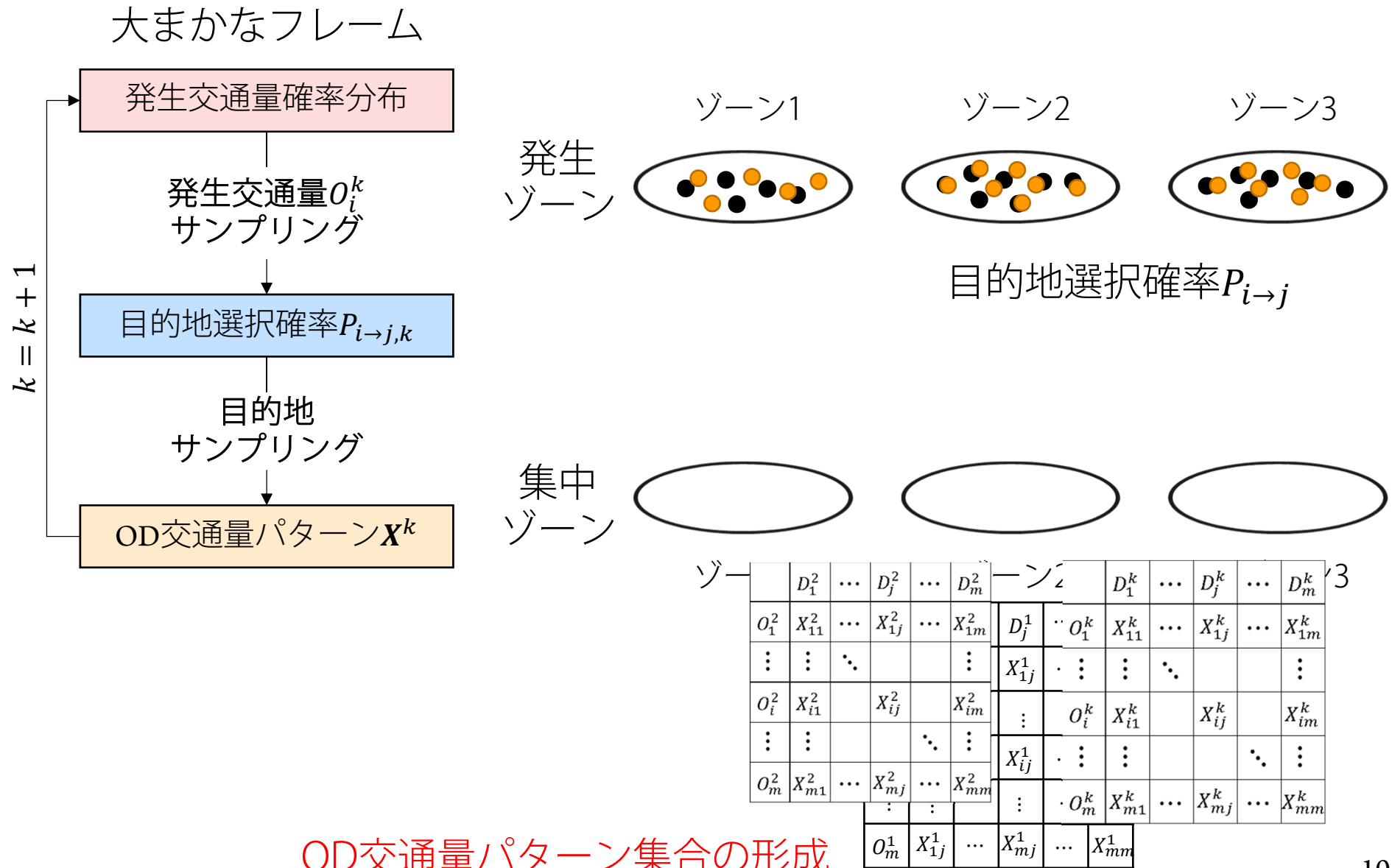
旅行時間 目的地 空間相関
コスト 魅力度 (未観測変動)

利点

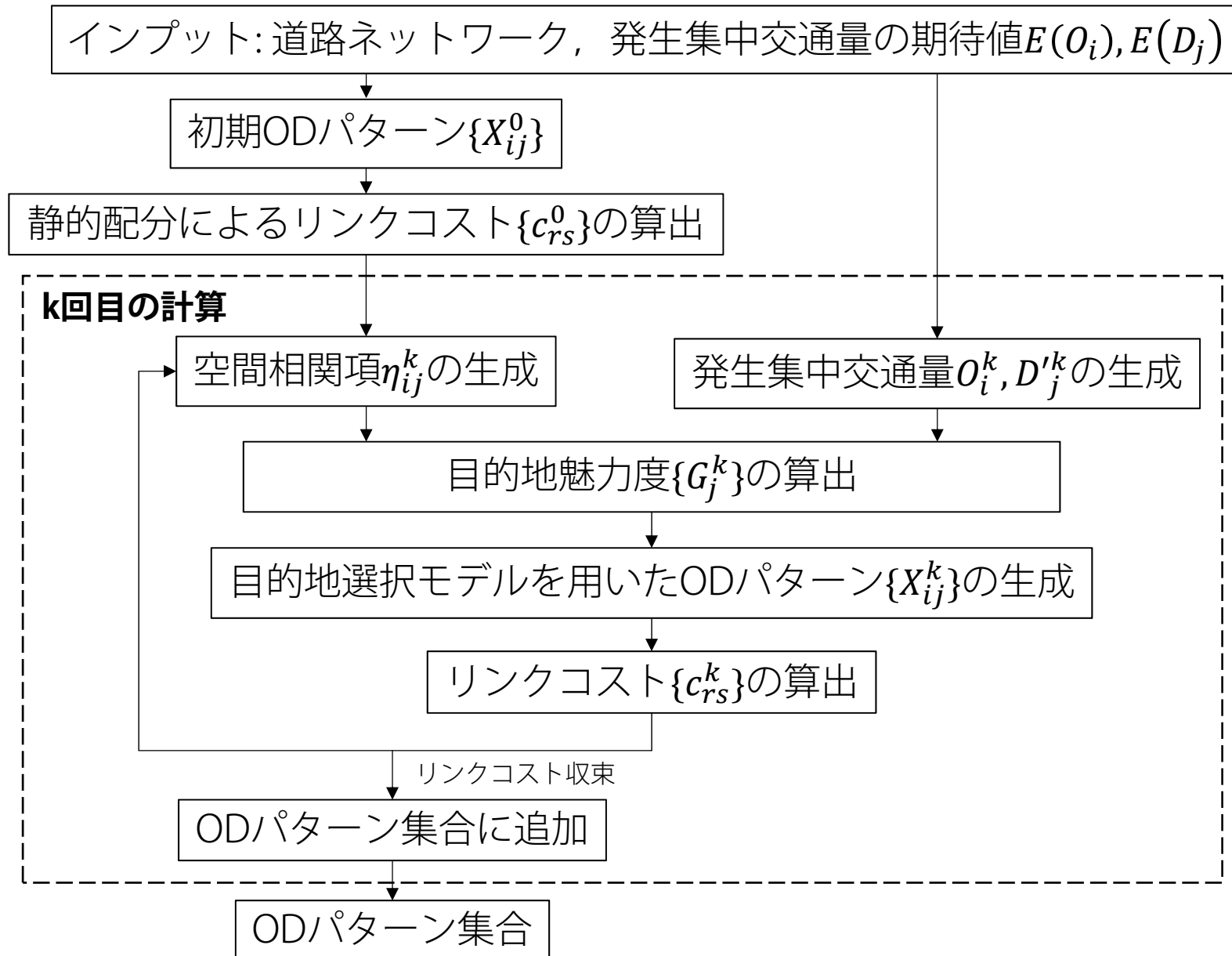
- ✓ 断面交通量の過分散により、観測できない空間相関が意思決定に生じている (井料ら(2007))
- ✓ 空間に依存する目的地選択の説明変数が存在
(Ben-Akiva & Lerman(1985), Bekhor & Prashker(2008))

- 未観測変動として空間相関を導入し、
変動を包含するODパターン集合を形成する

ODパターン集合形成のイメージ



ODパターン集合形成のアルゴリズム



発生集中交通量の生成

各ゾーンの発生交通量 O_i をポアソン分布から生成

$$P(X=O_i) = \frac{\lambda^{O_i} e^{-\lambda}}{O_i!}, \quad (\lambda = E(O_i))$$

総交通量が合うように集中交通量 D'_j を拡大

$$D'_j = \frac{\sum_i O_i}{\sum_j E(D_j)} E(D_j)$$

目的地選択モデル1（空間相関）

ODペア ij に依存する空間相関を導入

$$U_{ij}^a = u(C_{ij}) + G_j + \eta_{ij}$$

旅行時間
コスト

目的地
魅力度

空間相関
(未観測変動)

旅行時間コスト関数：

$$u(C_{ij}) = -\log(C_{ij})$$

空間相関は，旅行時間コストに比例すると仮定

$$\eta_{ij} = \nu_{ij} u(C_{ij})$$

ν_{ij} : 確率分布（正規分布）

空間相関により，ペア内で生じる空間相関を再現し，
単に乱雑なODパターン（過分散のない）の生成を回避

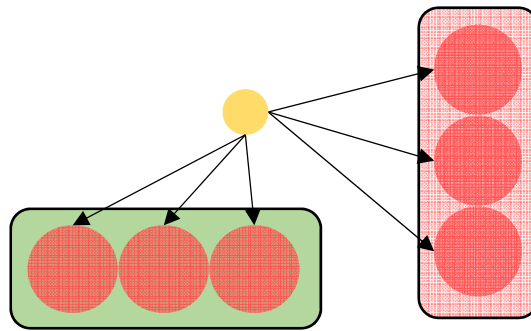
目的地選択モデル2（目的地間相関）

離散選択モデルを導入

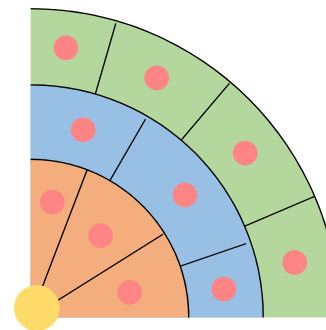
$$V_{ij}^a = U_{ij}^a + \epsilon_{ij}^a, \quad P_{i \rightarrow j}^a = \frac{\exp U_{ij}^a}{\sum_j \exp U_{ij}^a}$$

目的地間相関をnetwork-GEVモデル(Daly & Bierlaire(2006))で表現

目的地候補数が多いほど，類似性のある選択肢が生じる可能性は高く，柔軟に誤差構造を表現可能であり，メリットが大きい



目的地属性



距離相関

目的地魅力度の算出

集中交通量制約にあうように目的地魅力度 $\{G_j\}$ を求める

- ・ エントロピーモデルのトリップエンド条件に相当
- ・ 得られるODパターンの集中交通量の期待値は D'_j と一致する
- ・ 二乗誤差最小化をBFGSにより求解

$$\min_{\{G_j\}} \text{MSE}(\{G_j\}) = \sum_{\forall j} (D'_j - \sum_{\forall i} O_i P_{i \rightarrow j}(\{G_j\}))^2$$

ODパターンの生成

全ての発ゾーン*i*で次の計算を行い, ODパターン $\{X_{ij}^k\}$ を得る

- 目的地選択確率 P_{ij}^k の算出
- 発生交通量 O_i^k 分の目的地の決定 (P_{ij}^k よりサンプル)

ODパターン $\{X_{ij}^k\}$ のリンクコスト $\{c_{rs}^k\}$ の収束判定

$$\frac{\sum_{\forall rs} \frac{|c_{rs}^k - c_{rs}^{k-1}|}{c_{rs}^k}}{N_{rs}} \leq \delta$$

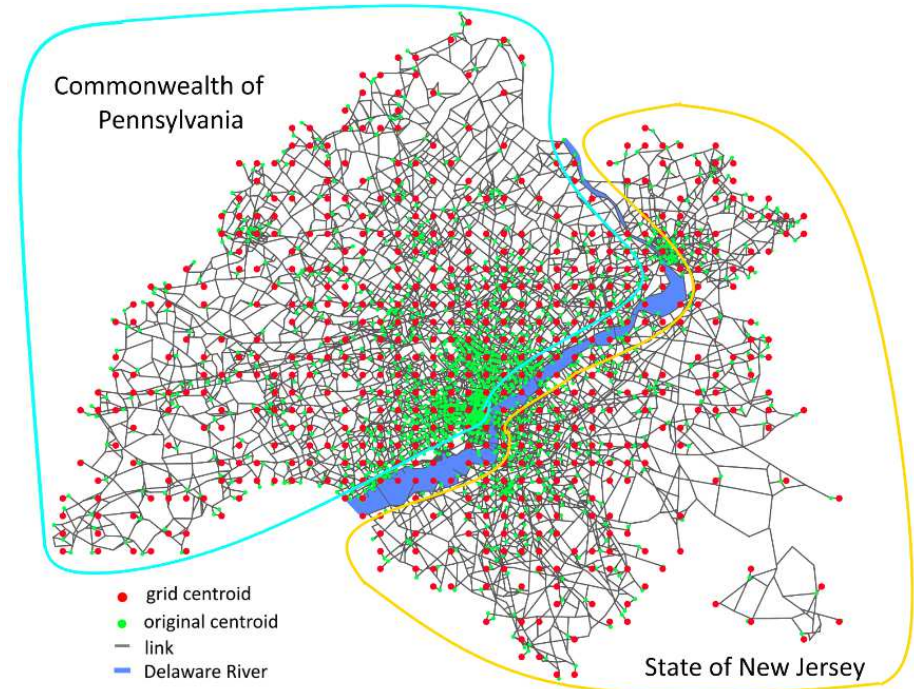
計算性向上ための工夫

- ・ 発生交通量のポアソン分布による生成→正規分布に近似
計算コスト: $O(\lambda)$ から $O(1)$ に減少
- ・ 目的地選択確率 P_{ij}^k からのサンプリングに Walker's-Alias method を適用
計算コスト: バイナリサーチ(準備 $O(N_j)$, 抽出 $O(\log(N_j))$) から 抽出 $O(1)$ に減少
- ・ 各ODパターン生成はプロセス並列で実装
- ・ 静的均衡配分, 魅力度算出はスレッド並列で実装

数値計算ネットワーク

実務的検討のためのデータである
Philadelphia NetworkのODデータを活用
(Boyce et al.(2004), Bar-Gera's website)

- リンク数：40,003本
- ノード数：13,389個
- セントロイド数：1,489個 $\Rightarrow$ 558個
 - 目的地魅力度の計算の単純化のため
 - 1グリッドが含む当初のセントロイドの最大数は38個
- 総OD交通量：18,503,872トリップ
 - 1トリップ以上のODペア：232,147ペア
(元は1,151,166ペア)
 - 内々トリップ：5,165,246トリップ (元は4,167,810トリップ)
 - 静的配分計算の都合上内々トリップは無視



Philadelphia Network

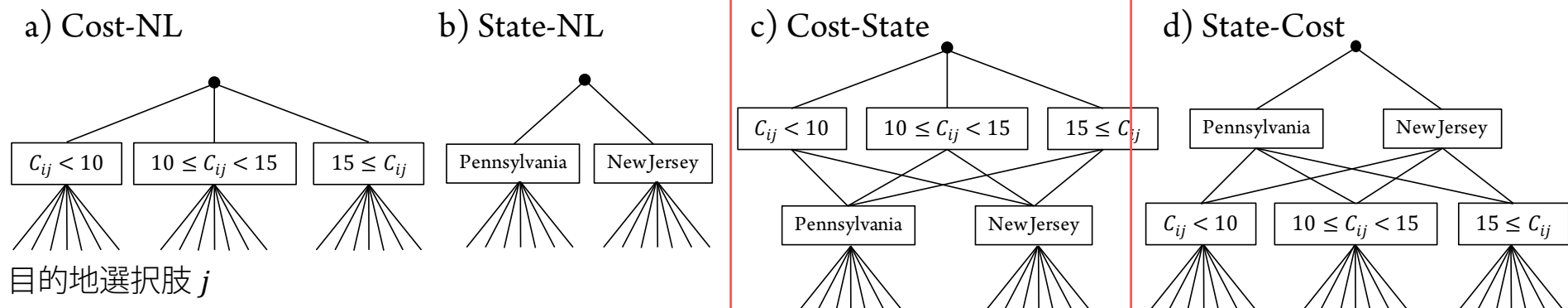
感度分析 1：目的地選択モデルの構造

10,000個のODパターンを生成し，真のODと比較（収束なしアルゴリズム）

95% interval: ODペアごとに95%信頼区間を算出し，その間に真のOD交通量がある割合

RMSE: ODペア交通量の平均と真のOD交通量の二乗平均平方根誤差

		Cost-NL	State-NL	Cost-State	State-Cost
95% interval	全ペア	86.8	78.4	93.5	77.9
(%)	低コストペア	68.8	38.4	67.3	38.0
RMSE	全ペア	256.0	133.5	110.3	154.2
	低コストペア	2269.4	1005.9	816.9	1132.4



感度分析 2：パラメータ

Cost-State modelのスケールパラメータ μ_q, μ_l の感度分析

		95% Interval (%)			RMSE		
μ_q (コスト)		0.1	0.2	0.3	0.1	0.2	0.3
	0.5	82.1	97.3	98.7	131.6	127.4	123.1
μ_l (州)	0.6	79.8	93.5	94.3	111.1	110.3	111.6
	0.7	73.1	84.9	84.1	115.7	118.1	122.5

空間相関（未観測変動）の正規分布 $N(0, \sigma^2)$ のパラメータ σ の感度分析

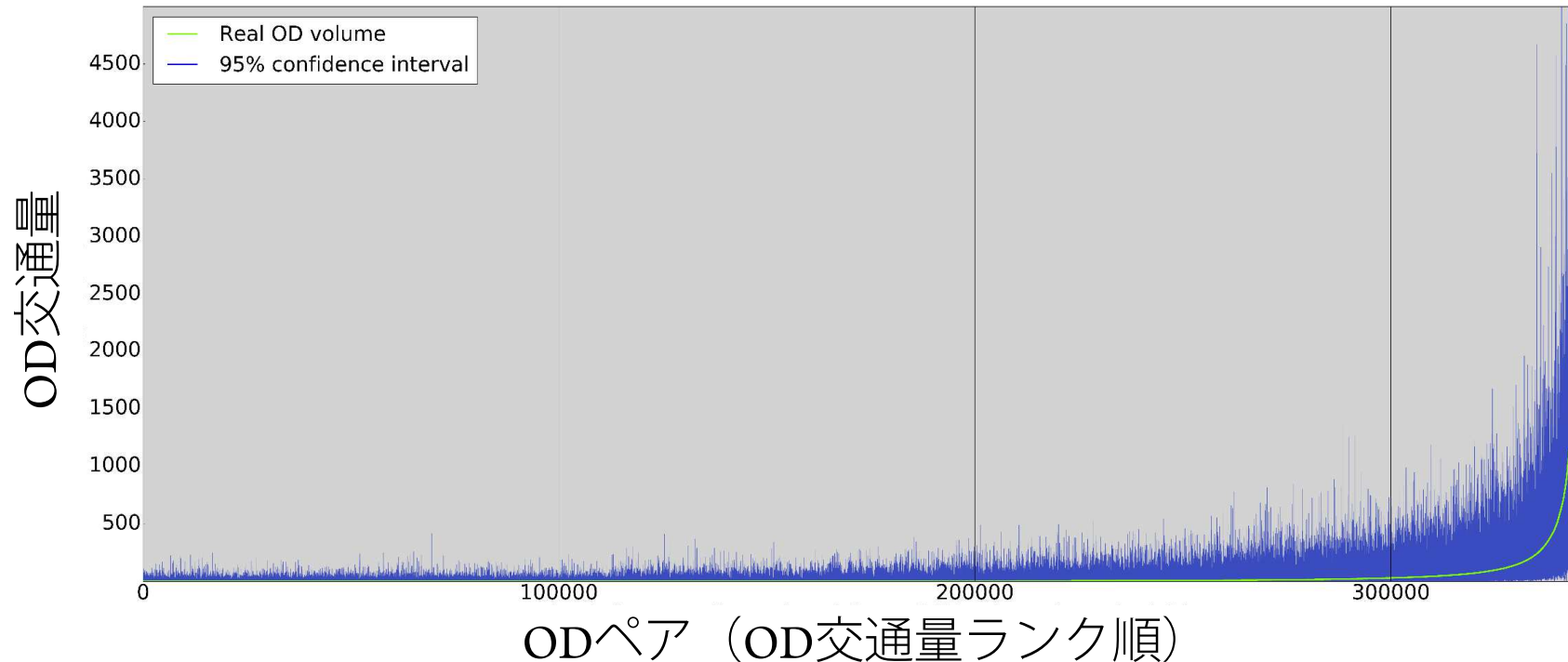
σ	0.05	0.10	0.15
95% Interval (%)	76.6	93.5	99.0
RMSE	109.1	110.3	117.8

以上のモデル構造，パラメータを用い，収束アルゴリズムでVerificationを実施

提案アルゴリズムの妥当性検証

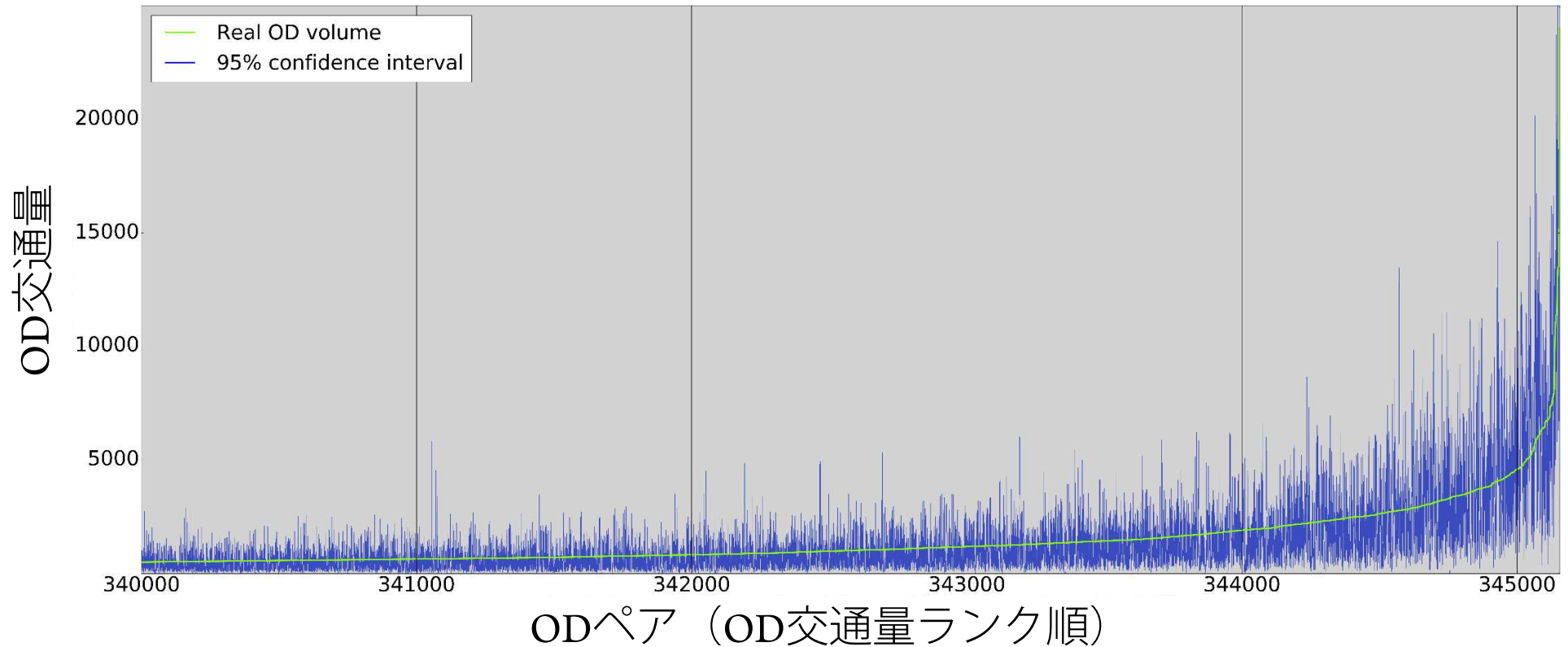
	All	Low cost ($C_{ij} < 10$)	Middle cost ($10 \leq C_{ij} < 15$)	High cost ($15 < C_{ij}$)
95% Interval(%)	90.3	80.1	83.8	90.5
RMSE	126.3	988.3	365.1	58.8

- 650のODパターンを生成
- 90%のODペアの交通量の信頼区間が真のOD交通量を含む
- 低コストのODペアの再現性はやや低下するが、低下幅は小さい



提案アルゴリズムの妥当性検証

拡大図 (OD交通量が多いペア)

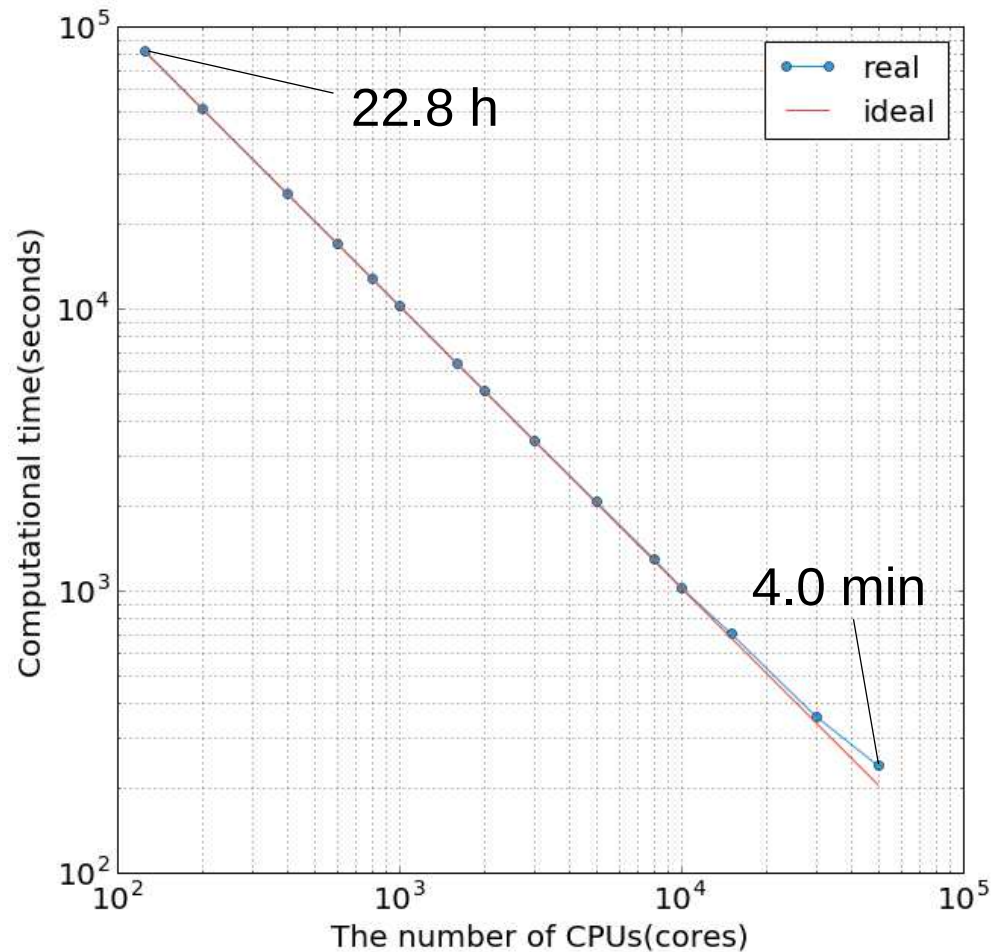


- 95%信頼区間の幅にばらつきは生じている
- 信頼区間のバラつきと真のOD交通量の間特定の傾向はない

計算効率性

並列化アルゴリズムによる速度向上率

(サンプル数：10,000,000回，計算機：京コンピュータ，収束なしアルゴリズム)



速度向上率 $T(p) = \frac{T}{p}$

T : 基準となるCPUで実行した時の計算時間
 $T(p)$: p 台のCPUで実行した時の計算時間

実際の速度向上率が理想値とほぼ一致しており，並列性は高い

結論

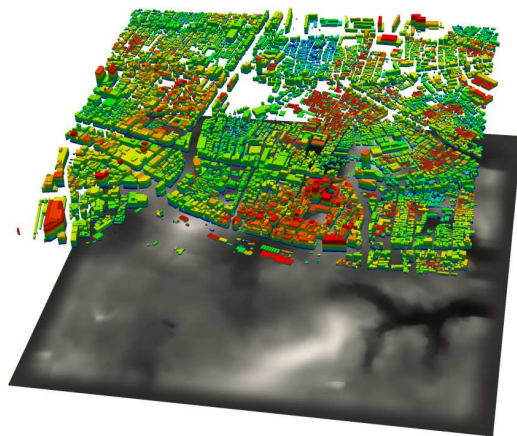
- ・ 災害復旧期を想定し，最小限のインプットデータの下で，ODパターン予測を行えるモデルを提案
- ・ ODパターンの確率分布を得ることで，不確実性の高い状況の予測に向けたアルゴリズムを構築
- ・ ODペア依存の未観測の空間相関を目的選択効用に加え，過分散を再現
- ・ 数値計算では，サンプルしたODパターンが，真のODの周辺に分布していることを確認
- ・ アルゴリズムのプロセス並列化により，短時間での分布生成が可能となる

課題

- ・ トリップチェーンの導入
- ・ 発生交通量・魅力度の付与方法

交通シミュレータの全体像(ポスト京プロジェクト)

地震・建物倒壊シミュレータ
(東大地震研, 海洋研究機構)



建物の揺れ 小 大
地盤の揺れ 弱 強



家屋被害
生活インフラ被害

交通需要シミュレーション：
OD交通量パターンの集合を形成

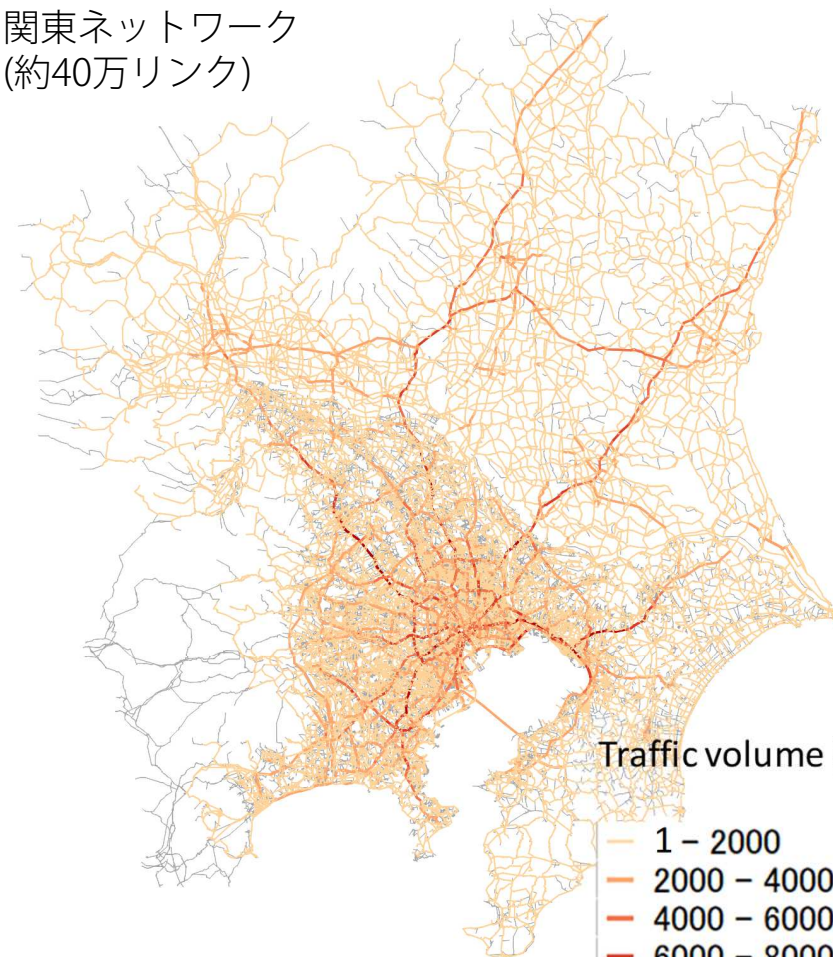
	着地1	着地2	..		
発地1	1003	512	391	..	
発地2	454	896	402	408	..
:	344	385	786	413	369
:		315	354	812	397
:			365	371	803



道路被害

交通流シミュレーション：
繰り返し計算により交通流の定常状態（動的均衡）を
求め、各需要パターンのリンク遅れ時間を算出

関東ネットワーク
(約40万リンク)



Traffic volume (vehs)

1 - 2000
2000 - 4000
4000 - 6000
6000 - 8000
8000 -

旅行時間



交通
需要