MEUSE：
構造を利用したOD表の推定

理論談話会

2019年6月25日（火）

米澤 実保

今回の論文は

- MEUSE：An Origin-Destination Matrix Estimator That Exploits Structure (M.Bierlaire and Ph. L. Toint, 1994)
  - Transportation Research B Vol.29 No.1 pp.47-60

- 目次

Introduction

- この論文での対象はOD表
  - トリップの需要がまとまっているのが長所

発/着	本郷	駒場	柏	発合計
本郷	―	100	50	150
駒場	200	―	30	230
柏	100	10	―	110
着合計	300	110	80	490

- 完璧なOD表を作るのが難しい
  - 一方，さまざまな交通データは存在している（行動データ・交通量データ）

→構造を利用して需要を推定できないか？

OD表推定のためのデータ

①利用データ2つ

- 事前OD表（a priori matrix）
  - 家に訪問して調査を行う・路上での調査から得られる.

→データの質が場所によって差があるので信頼性が低い

- 交通量データ
  - 安価で調査できるため，調査地点が比較的多い.

→OD表を一意に決められない

OD表推定のためのデータ（つづき）

②さらに追加で駐車場の調査データ

- 市街地の駐車場の車のデータから移動を推定.

  （ベルギー・抽出率は20%）

- 3つの仮定
  - 車は所有者の住所（把握可能）から，直接駐車場まで運転されたとする
  - ゾーンのセントロイド駐車場とする（対象を自家用車の移動とする）
  - 車の到着の空間分布は時間に依存しないとする

- 調査時間帯の中で観測できるトリップに限りがある

  →調査時間とOD推定したい時間帯が異なる場合は,
  充足率 f を使用

$$f_j = \frac{(\text{推定時間帯における駐車場}j\text{の到着台数})}{(\text{調査時間帯における駐車場}j\text{の利用台数})}$$

※充足率も観測されている場合があり，その場合推定が必要となるため
その場合も検討する

MEUSEモデルの考え方

- OD表の推定のための方法論は数々研究されてきた
  - Log-Linear モデル
  - エントロピー最大化
  - ベイジアン推定
  - 尤度最大化法
  - 多目的分析

  などなど

- 今回の手法はMEUSEと呼ぶ.
  - Matrix Estimation Using Structure Explicitly

  ①先験的OD表と，トラフィック数によるモデル
  ②駐車場調査のモデル

  の２つからなるモデル

事前OD表と観測交通量

- Generalized least-squares（GLS,一般化最小二乗法）に類する方法
- 以下の値を最小にする値をOD表の推定値とする.

$$① \quad \sum_{i\in O, j\in D} w_{ij}^{t}(T_{ij} - t_{ij})^2 + \gamma \sum_{a\in A} w_{a}^{v}(V_a - v_a)^2$$

  - Oはトリップの起点の集合，Dは終点の集合
  - Aはトラフィック数が利用できるリンクの集合

T_{ij}：推定するOD表の値
V_a：推定するフロー
t_{ij}：すでに分かっているOD表の値
v_a：観測されたフロー（トラフィック数）
w_{ij}^{t}, w_{a}^{v}：相対的信頼値
γ：すでに分かっているOD表の情報量の重みを1としたときに対するトラフィック数の情報量の重み

- リンク交通量V_aの求め方

$$\sum_{i\in O, j\in D} p_{ij}^{a} T_{ij} = V_a$$

  - p_{ij}^{a} はij間のOD交通量のうち，リンクaへの配分割合.（算出結果を用いる）

駐車場の調査

- 駐車場調査の項も考慮した目的関数に拡張する
- 推定OD交通量T_{ij}は $T_{ij} = f_j t_{ij}$ で求められる

f : 充足率
t : 事前OD交通量

- 推定充足率$\tilde{f}_j$ の推定は①式を少し書き換えて以下.

② $$\sum_{i \in O, j \in D \setminus S} w_{ij}^t (T_{ij} - t_{ij})^2 + \sum_{j \in S} w_j^s (f_j - \tilde{f}_j)^2$$

- 充足率もODによって異なることを考慮する
  - Tの観測の有無によって分類

$$P_j \stackrel{\text{def}}{=} \{i \mid i \in O \text{ and } t_{ij} > 0\} \text{ and } Q_j \stackrel{\text{def}}{=} \{i \mid i \in O \text{ and } t_{ij} = 0\},$$

$$T_{ij} = f_{ij} t_{ij}, \text{ with } f_{ij} \approx f_j$$

③ $$w_{ij}^f (f_{ij} - f_j)^2 \quad (j \in S, i \in P_j, w_{ij}^f > 0),$$

$$f_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i \in P_j} f_{ij},$$

f_jは平均値

MEUSEモデル

■ 今までの説明で出てきた項を合わせて以下になる.

目的関数

$$\sum_{i\in O, j\in D\setminus S} w_{ij}^{t}(T_{ij} - t_{ij})^2 + \gamma \sum_{a\in A} w_a^{v}(V_a - v_a)^2 + \sum_{j\in S} w_j^{s}(f_j - \tilde{f}_j)^2$$

① ②

$$+ \sum_{j\in S, i\in P_j} w_{ij}^{f}(f_{ij} - f_j)^2 + \sum_{j\in S, i\in Q_j} w_{ij}^{t} T_{ij}^2$$

③

制約関数

$$V_a = \sum_{i\in O, j\in D\setminus S} p_{ij}^{a} T_{ij} + \sum_{j\in S, i\in Q_j} p_{ij}^{a} T_{ij} + \sum_{j\in S, i\in P_j} p_{ij}^{a} f_{ij} t_{ij},$$

$$f_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i\in P_j} f_{ij} \quad (j \in S),$$

$$T_{ij} \geq 0.$$

モデルの解法

- 非線形最適化問題→FortranのLANCELOTで算出

- 重みの決定
  - $w_{ij}^{t}, \gamma, w_{a}^{v}$の重みはすでにある事前OD表の情報と，観測交通流の両方の分散行列の逆行列の要素で求められる(Cascetta, 1984)
  - w_{j}^{s}はf_jの相対信頼性で決まるので，観測結果の信頼性が高い場合は$w_{j}^{s} = w_{a}^{v}$となり，信頼性が低ければ小さな値となる．
  - w_{ij}^{f}は収集データの分散に関する値

  - 真の交通量b_{ij}を以下のように定義

$$b_{ij} = m_{ij} t_{ij} = \frac{m_{ij}}{p} t'_{ij}$$

m_{ij}: ij間ODのうち 3つの仮定に従う割合

p: 駐車場調査のサンプル率

t_{ij}'：出発地がiとなる駐車場jでの観測数

モデルの解法つづき（おまけ）

- 重みの決定
  - w_{ij}^{f}は収集データの分散に関する値→データから得られず以下のように推定
  - 真の交通量b_{ij}を以下のように定義

$$\hat{b}_{ij} = m_{ij} t_{ij} = \frac{m_{ij}}{p} t'_{ij}$$

m_{ij}: ij間ODのうち 3つの仮定に従う割合

p: 駐車場調査のサンプル率

t_{ij}'：出発地がiとなる駐車場jでの観測数

  - tは超幾何分布にしたがうとする

$$m_j = \frac{\Sigma_{i \in O} m_{ij} t_{ij}}{\Sigma_{i \in O} t_{ij}},$$

$$\hat{f}_{ij} = \bar{f}_j \frac{\hat{b}_{ij}}{m_j t_{ij}}$$

$$w_{ij}^{f} = \frac{m_j^2 p t_{ij} (D_j - 1)}{\bar{f}_j^2 m_{ij}^2 (1 - p)(D_j - t_{ij})}.$$

例

■ まずは簡単な例で考える

使用ネットワークデータ

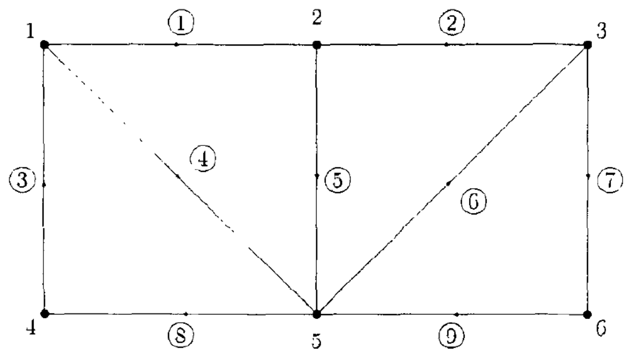


Fig. 1. The network for the small example.

Table 1. The true O-D matrix (T_{ij})

	1	2	3	4	5	6
1		120.0	100.0	50.0	20.0	25.0
2	100.0		90.0	70.0	30.0	30.0
3	240.0	200.0		60.0	20.0	70.0
4	60.0	510.0	80.0		60.0	150.0
5	180.0	90.0	300.0	60.0		20.0
6	280.0	160.0	90.0	40.0	20.0	

Table 2. Nonzero assignment coefficients

Arc	Flow	(i,j) such that $p^a_{ij} = 1$
1	1460	(1,2) (1,3) (1,6) (3,2) (4,2) (4,3) (4,6) (5,2) (6,2)
2	500	(1,3) (1,6) (2,3) (2,6) (4,3) (4,6)
3	2110	(2,1) (3,1) (3,2) (4,1) (4,2) (4,3) (4,5) (4,6) (5,1) (5,2) (6,1) (6,2)
4	130	(1,4) (1,5) (4,5)
5	200	(2,1) (2,4) (2,5)
6	410	(5,3) (5,6) (6,3)
7	840	(1,6) (2,6) (3,1) (3,2) (3,4) (3,5) (3,6) (4,6) (5,6)
8	1530	(1,4) (2,1) (2,4) (3,1) (3,2) (3,4) (5,1) (5,2) (5,4) (6,1) (6,2) (6,4)
9	1110	(3,1) (3,2) (3,4) (3,5) (6,1) (6,2) (6,3) (6,4) (6,5)

上：真のOD（事前OD表はε=1,15で分布させて作成）
下：リンク交通量

例（つづき）

- 考えるパターンは
  ①駐車場調査がない場合（一般化最小二乗推定量）
  ②ノード１，２，３，において駐車場調査がある場合
  ③行列推定量SATURN/ME2 (Van Vliet, 1982)を用いる場合

- 計算条件

$$w_{ij}^{t} = 1/t_{ij} \quad (i \in O, j \in D)$$

$$\gamma w_{a}^{v} = 1000 \quad (a \in A)$$

$$w_{ij}^{f} = 1000$$

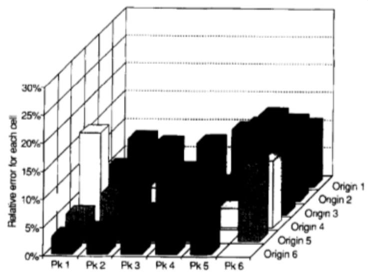
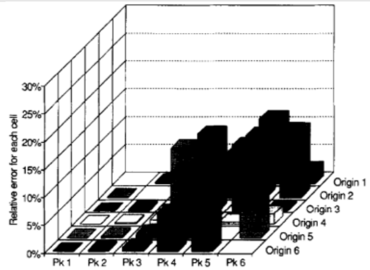
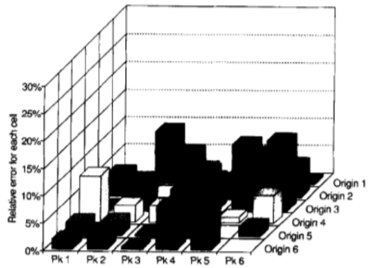
同じ重み

$$\bar{f}_{j} = 1 \quad (j \in S)$$

$$w_{j}^{s} = 0.001 \quad (j \in S)$$

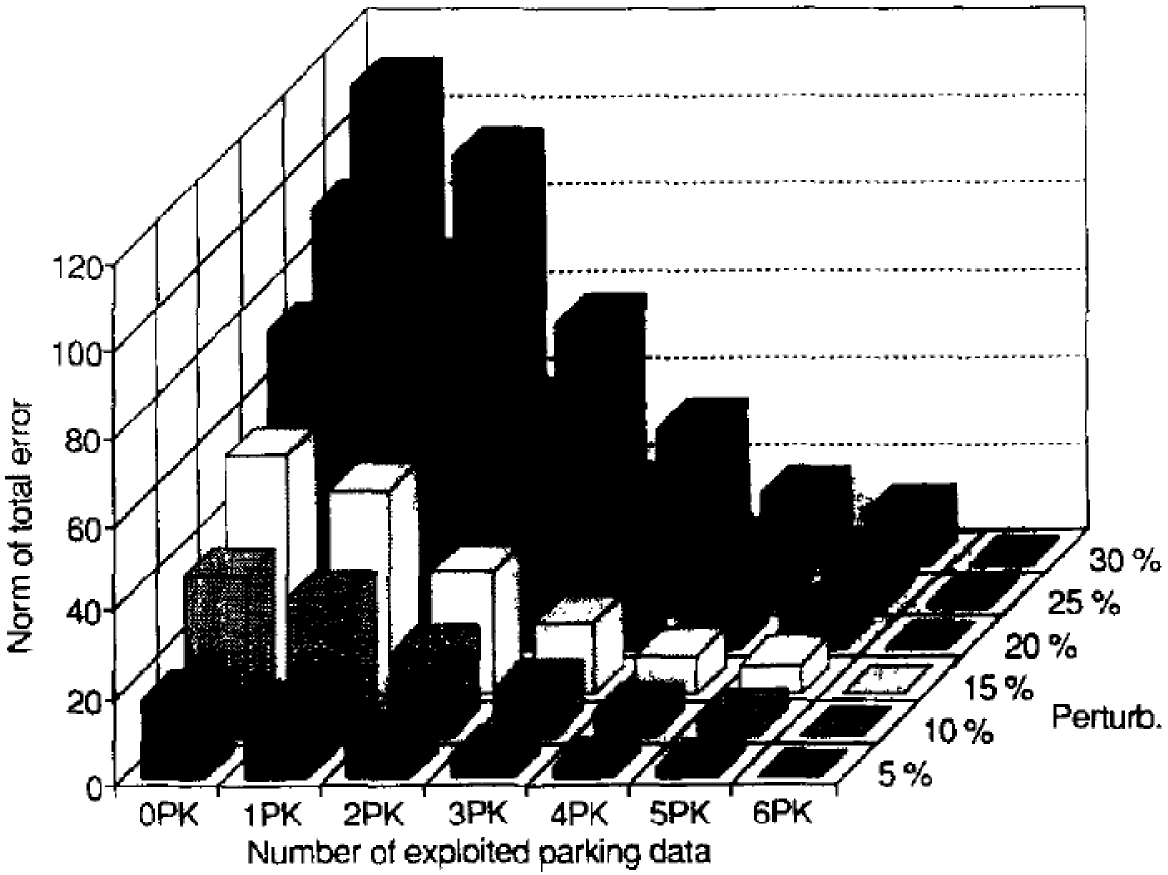
小さな重み

各パターンの比較

	GLS（一般化最小二乗法）の場合	駐車場調査がある場合（MEUSE）	SATURN/ME2の場合
条件	真値とのずれを反映した重みを選択する	Tは変わらない. 事前OD表の埋まっている率は不明.	
誤差のグラフ	 Fig. 2. Errors with GLS estimator.	 Fig. 3. Errors with MEUSE (parking surveys at nodes 1, 2, and 3).	 Fig. 4. Errors with SATURN/ME2 estimator.
特徴	各セルが独立に代わることを許容しているため，先験的なOD表の構造が崩れる	トラフィック数が反映されているので，ノード１・２・３の誤差は小さくなった．ほかのノードも多少誤差が小さくなった	マトリックス構造はなくなっている

総誤差の交差感度

■ MEUSEによる結果（事前分布と調査駐車場数を変化）



実データへの適用

- Namur(Belgium)の実際のOD表の計算に適用

- 利用可能なデータ
  - 対象範囲の境界の人口とトラフィック数から得られた部分的な先験的行列
  - p_{ij}^{a}の係数63,740セット（SATURNを用いて計算した値）
  - 146のトラフィック数（カウンターで数えることで得る）
  - 60か所での駐車場調査

適用結果

- 一連のデータをいれると，11,276変数（10,542T_{ij} , 146V_a, 588f_{ij}）の範囲制約付き最小化プログラムになる．
- 変数の重みの設定

$$\gamma w_a^v = 1/v_a \quad (a \in A)$$

$$w_{ij}^t = 0.001 \quad ((i, j) \in Z)$$

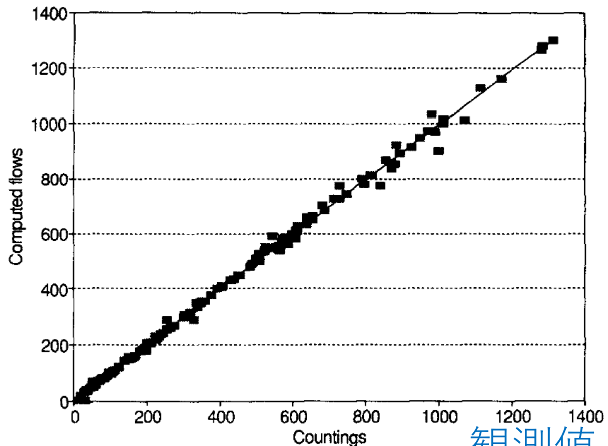
$$m_{ij} = 0.8$$

$$p = 0.2$$

$$w_{ij}^t = 1/t_{ij}^2 \quad (i \in O, j \in S)$$

$$w_j^s = 1/\bar{f}_j^2 \quad (j \in S)$$

推定結果



観測値

Fig. 6. Flow fit for the MEUSE model on Namur.

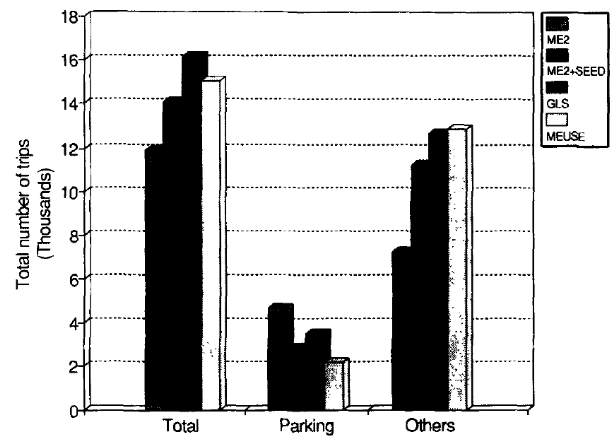


Fig. 8. Number of estimated trips.

真のODはわからないので，リンク交通量によって比較

トリップ数の計算結果

結論

- 新たなOD推定法MEUSEを提案した.
  - もともとのデータが持っている行列構造を考慮してモデルを構築しているところがポイント

- 簡単な例と実データに対して手法を適用した.