

An integrated behavioral model of the land-
use and transport systems with network
congestion and location externalities
(Bravo et al., 2010)

理論談話会

交通研究室 学部四年

日下部 達哉

Contents

1. 目的／ポイント
2. 先行研究
3. モデリング
4. シミュレーション
5. まとめ

1. 目的／ポイント

➤ この論文の目的

... 立地選択とトリップ数／経路選択には大きな関連があるので、
両者を統合的に考えて、均衡状態を導くモデルを作る

➤ この論文のポイント(全般) ... 「外部性」を考慮する

- ① 立地の外部性 ... 自分の立地は他人の立地に左右される
(ex. 商店街／工業地帯／スラム街／高級住宅街...)
- ② 経路の外部性 ... 自分の経路は他人の経路に左右される
(∵ 経路の所要時間は経路の交通量の関数)

1. 目的／ポイント

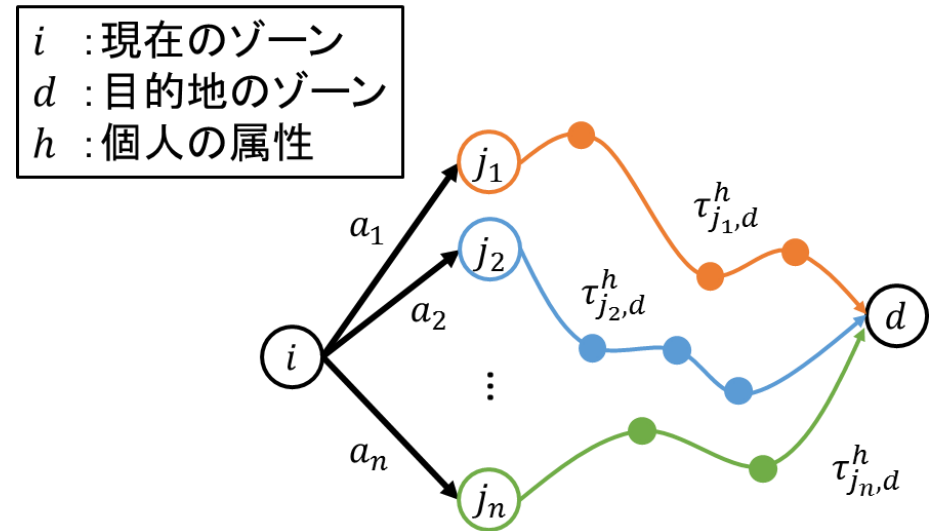
➤ この論文のポイント(経路選択)

...リンクベース／マルコフ連鎖の所要時間
(従来は経路ベースのUE/SUE/SOを使用)

$$\tau_{i,d}^h = E(\min\{t_{a_1} + \tau_{j_1,d}^h + \epsilon_1, \dots, t_{a_n} + \tau_{j_n,d}^h + \epsilon_n\})$$

➤ この論文のポイント(立地選択)

... 最高の支払意思額を提示した人が不動産を競り落とす “Best bid auction”
(仮定: $\sum_h H_i^h = S_i$...ゾーン i にいる人数 = ゾーン i にある不動産数)



2. 先行研究

- 交通と土地利用を個別に解く

(Bi-level model, Chang and Mackett (2005), Boyce and Mattsson (1999))

... 上位問題を立地選択、下位問題を経路選択とする二段階最適化問題

- × 収束する条件が限定的(一種類の個人／固定数のトリップ
／確定的で経路ベースの経路選択／立地の外部性が密度のみ)

2. 先行研究

- 交通と土地利用を一緒に解く (Land-use and transport system, Briceño et al. (2008))
... 経路選択だけでなく、立地選択もネットワーク図にする

- 均衡状態に収束する
- × 立地の外部性が考慮できない

- このモデルに「立地の外部性」を組み入れたのが、今回の論文

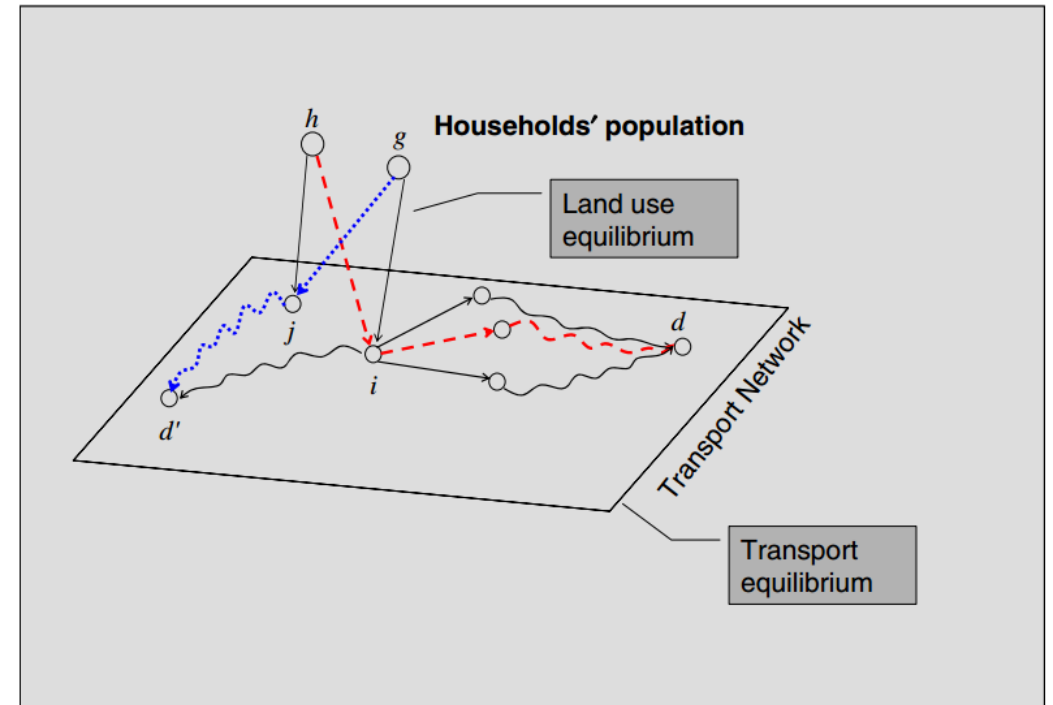
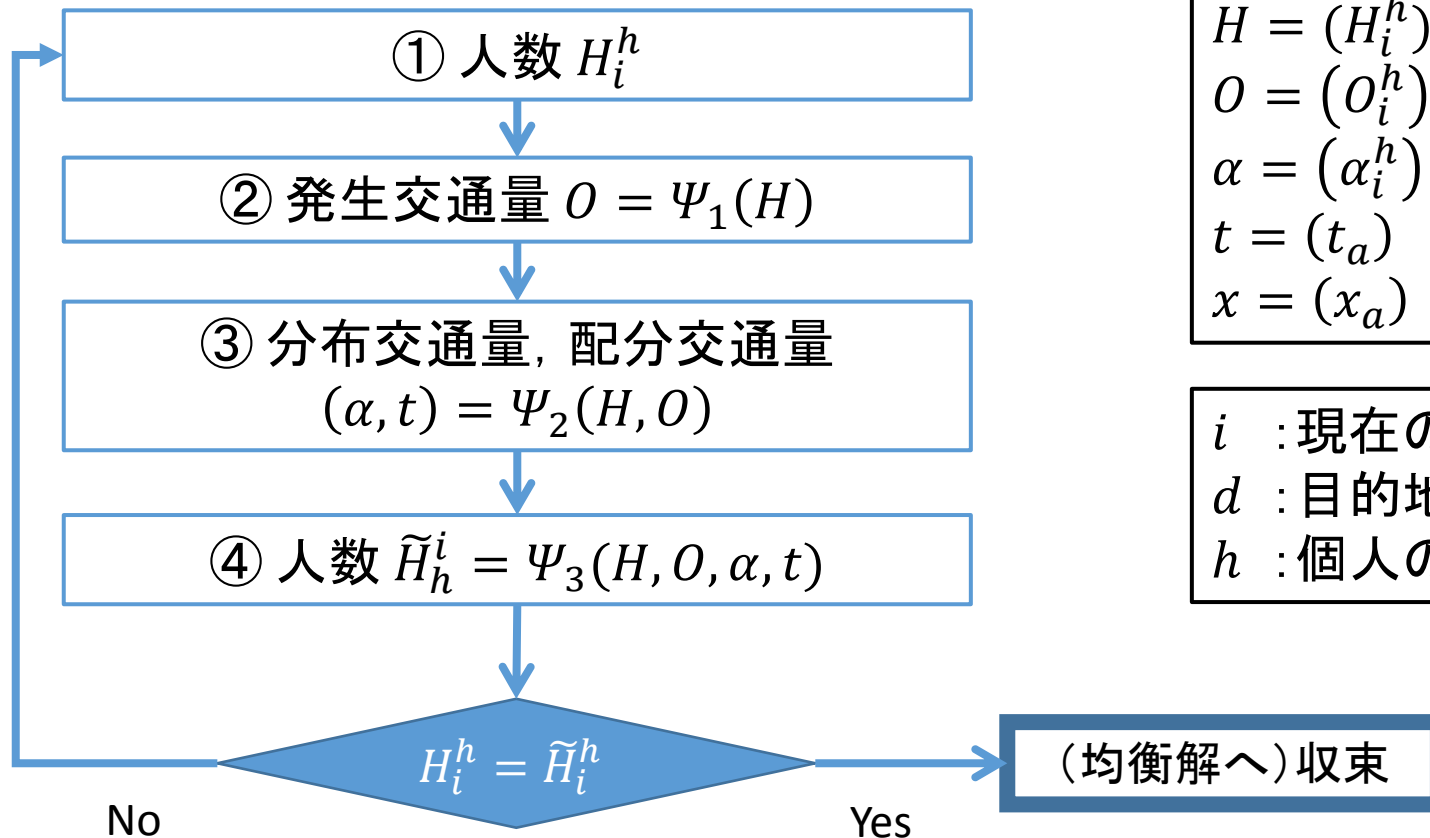


Fig. 1 Urban system: hyper-network representation

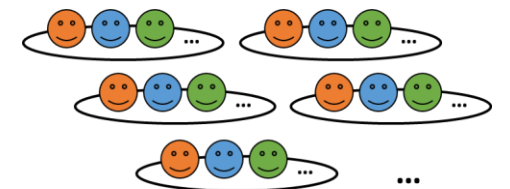
3. モデルの形成

➤ モデルのプロセス



$H = (H_i^h)$: 人数
 $O = (O_i^h)$: 発生交通量
 $\alpha = (\alpha_i^h)$: 他ゾーンへのアクセス性
 $t = (t_a)$: リンクの所要時間
 $x = (x_a)$: リンクの交通量

i : 現在のゾーン
 d : 目的地のゾーン
 h : 個人の属性



3. モデルの形成

➤ 最大エントロピーモデル

$$\text{事象}a\text{が起きることによる情報量} \quad I(a) = \log_2 \frac{1}{p(a)} \quad \text{事象}a\text{が起きる確率}$$

ある事象が起きる確率が低いほど、その事象が起きることによる情報量は多い
(例: 自動車が衝突事故を起こす vs 鉄道が脱線事故を起こす)

$$\text{情報量の期待値} \quad H = \sum_a p(a) \log_2 \frac{1}{p(a)}$$

起きる確率が一樣なほど、情報量の期待値は大きくなる

⇒ 起こる確率を予測しにくい時は、情報量を最大にしてみれば??

3. モデルの形成

- 最大エントロピーモデルを ③ で、ロジットモデルを ④ で使用
- 最大エントロピーモデルとロジットモデルは兄弟らしい??
- ② 発生交通量を求める

... ゾーン i にいる、属性 h の人々による発生交通量は、
ゾーン i にいる、属性 h の人数に比例する

$$O_i^h = N_i^h H_i^h + \delta_i^h$$

発生交通量 人数

i : 現在のゾーン
d : 目的地のゾーン
h : 個人の属性

3. モデルの形成

i : 現在のゾーン
 d : 目的地のゾーン
 h : 個人の属性

➤ ③ 分布交通量と配分交通量を同時に求める

➤ 分布交通量を求める

$$\min_g \left\{ \sum_{i,d,h} \underbrace{c_{i,d}^h}_{\text{コスト}} \underbrace{g_{i,d}^h}_{\text{配分交通量}} + \sum_h \frac{1}{\mu_h} \sum_{j,d} \underbrace{g_{j,d}^h}_{\text{情報量の期待値} \times (-1)} \left(-\ln \frac{1}{g_{j,d}^h} - 1 \right) \right\} \quad \text{s.t.} \quad \sum_d g_{i,d}^h = O_i^h$$

コスト

配分交通量

情報量の期待値 × (-1)

➤ ラグランジュ定数を α_i^h とした双対問題 ⇒ 配分も同時に求めるよう改良

$$\min_{\alpha,t} \left\{ \sum_a \int_{t_a^0}^{t_a} f_a^{-1}(z) dz + \sum_{i,h} O_i^h \alpha_i^h + \sum_h \frac{1}{\mu_h} \sum_{i,d} \exp[-\mu_h (c_{i,d}^h(t,H) + \alpha_i^h)] \right\}$$

3. モデルの形成

i : 現在のゾーン
 d : 目的地のゾーン
 h : 個人の属性

➤ ③ 分布交通量と配分交通量を同時に求める

$$\text{配分: } \underline{x_a} = \underline{f_a^{-1}(t_a^*)}$$

リンク交通量

リンク所要時間の最適値

$$\text{分布: } \underline{g_{i,d}^h} = \underline{O_i^h} * \frac{\exp(-\mu_h c_{i,d}^h(t,H))}{\sum_k \exp(-\mu_h c_{k,d}^h(t,H))}$$

分布交通量

発生交通量

目的地 d を選ぶ確率(ロジット)

$$\text{where } \underline{c_{i,d}^h(t,H)} = \underline{\tau_{i,d}^h(t)} - \underline{\gamma_d(H)}$$

コスト

予想所要時間

ゾーン d に行く
ことで得る便益

3. モデルの形成

i : 現在のゾーン
 d : 目的地のゾーン
 h : 個人の属性

➤ ④ 人数 \tilde{H}_{hi} を再定義

$$\tilde{H}_i^h = S_i * \frac{\exp(\theta_i b_i^h)}{\sum_g \exp(\theta_i b_i^g)}$$

人数 不動産数 属性 h が競り落とす確率(ロジット)

where $b_i^h = b_i^{h,e}(H, O, \alpha, t) - b^{h,u}$

支払意思額 土地の外部性を表す項 本人の効用を表す項

➤ $H_{hi} = \tilde{H}_{hi}$ となれば、均衡状態が実現される

4. シミュレーション

A: Jobs center

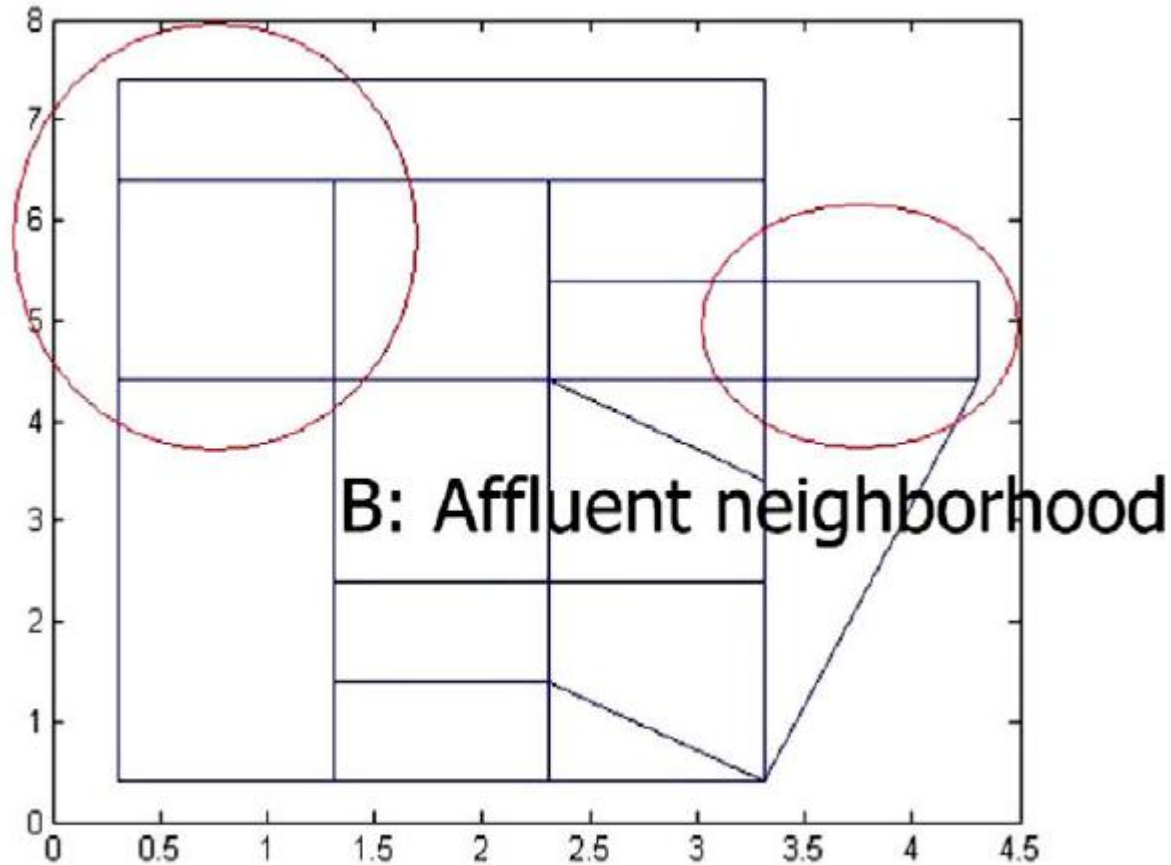


Fig. 2. Sioux Falls network and neighborhoods.

仮定:

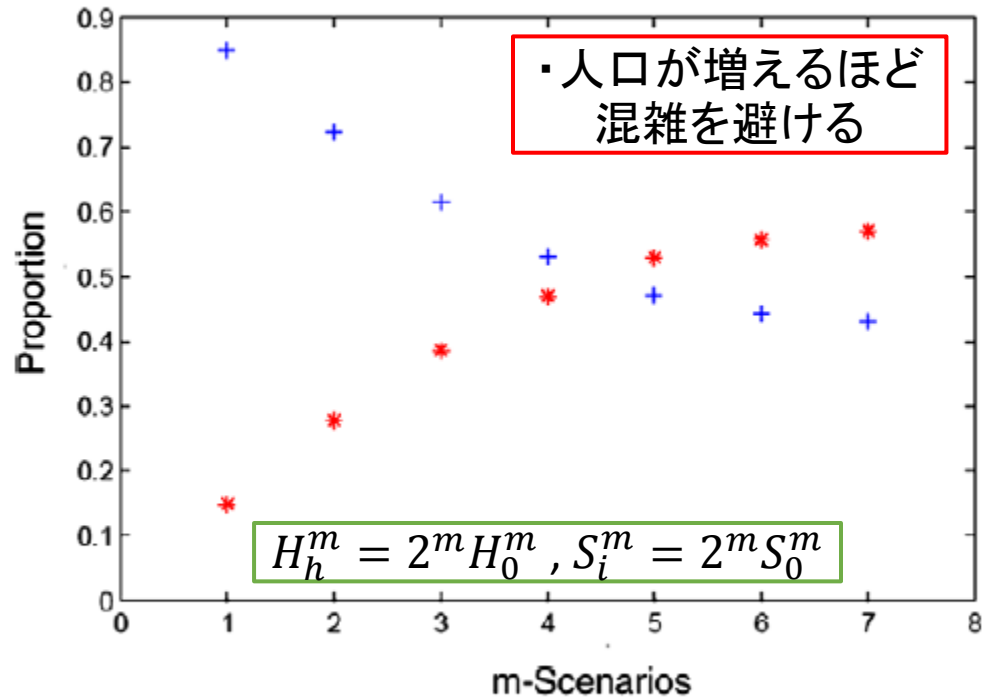
1. 大半のトリップがゾーンAに集中
2. 貧困層はゾーンAを好み、
富裕層はゾーンBを好む

モデル:

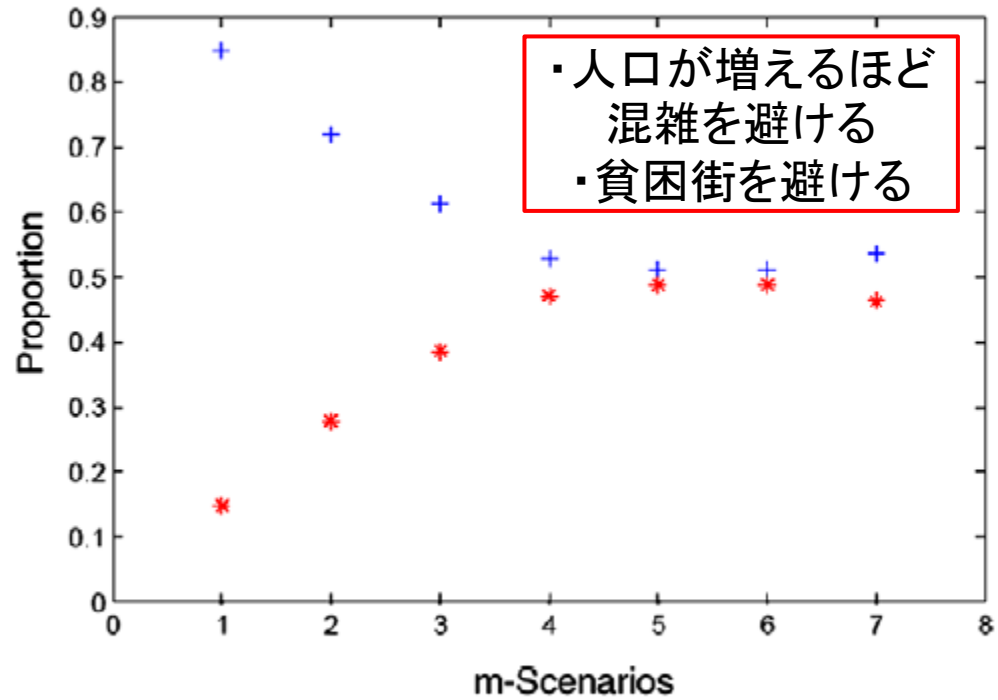
1. 経路の外部性のみ
2. 経路の外部性 + 立地の外部性

4. シミュレーション

Poor and Rich populations in neighborhood A (Rich = * | Poor = +)



(a) Case without location externalities



(b) Case with location externalities

Fig. 3. Simulated resident's share between poor and rich populations with and without location externalities.

5. まとめ

- 立地と経路の両方の外部性を考慮して、両者を統合するモデルを定式化した
- このモデルでは、大域的な最適解に到達することが保証されている
- このモデルでは、私的な交通機関しか考えていないが、ネットワークの層を増やすことにより、公共交通機関も考えられるようになる
- 面白いと思った点 ... 立地の外部性を定式化したこと、確率的な最短経路をノードごとに探索していくこと