

2024.7.20  
理論談話会#16



# Estimation of Bid Functions for Location Choice and Price Modeling with a Latent Variable Approach

Netw Spat Econ (2014) 14:47–65 DOI 10.1007/s11067-013-9200-z

交通・都市・国土学研究室  
M1 加藤小百合

# Agenda

目次

- **Abstract**
- **Novelty, Usefulness, Reliability**
- **Related Work**
- **History of Auction model**
  - **Elickson Model**
  - **Lerman and Kern Model**
  - **This Study**
- **Case Study**
  - **Data**
  - **Estimation result**
  - **Validation result**
- **Conslusions**

# Abstract

本研究の概要

- **立地選択モデルのうち、オークション入札モデルに改良を加えたモデルを提案**

オークション入札モデルとは？

不動産市場をオークション市場とみなし、エージェントが土地を入札するプロセスをモデル化

立地選択の世帯（企業）の嗜好を表すパラメータを推定

- 「潜在オークション」の概念を導入

→立地分布の予測だけでなく、土地の価格の予想も可能に

（最大入札額も現実的な値に）

# Novelty, Usefulness, Reliability

新規性、有用性、信頼性

## 01 Novelty

- 潜在的オークション市場を導入

## 02 Usefulness

- 立地選択のモデル化と同時に、土地の価格も現実的に推測可能
- 取引価格のデータが不足している場合にも対応

## 03 Reliability

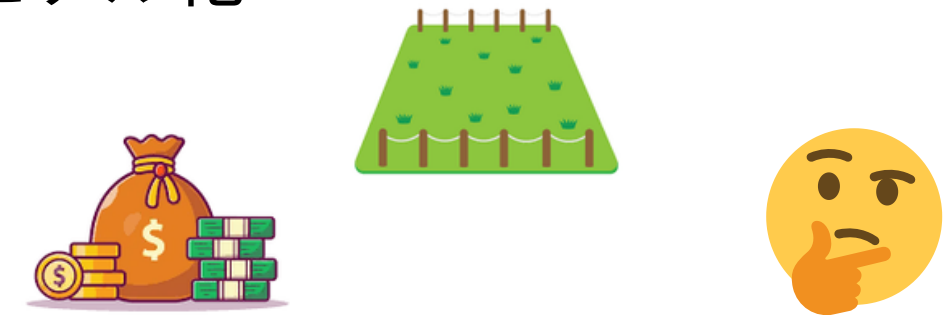
- 入札オークションモデルについて、オリジナルモデル、改良モデル、本研究モデルという主要3モデルを比較した実証実験を行なっている

# Related Work

既往研究

## 都市形成モデル

- 都市に存在する様々なエージェント（企業、世帯）の立地選択をモデル化
- 土地の価格と立地選択は相互に依存し合う関係  
→大きく2つのアプローチが存在



### 01 選択アプローチ

エージェントは価格受容者として振る舞うと仮定して、効用を最大化する立地を選択  
(理論談話会#7,加藤発表,Household Residential Location Choice Equilibrium Model  
Based on Reference-Dependent Theory)

### 02 入札オークションアプローチ

不動産商品がオークション市場で取引され、特定の立地に対する最高入札がその不動産の立地  
エージェントと価格や賃料の両方を決定すると仮定

# Model History

## 入札オークションモデルの歴史

### 01 Elickson Model

- 不動産市場をオークション市場とみなし、入札者が決定するプロセスをモデル化。（立地選択におけるパラメータを推定）
- 入札価格は非現実的な値になる可能性

### 02 Lerman and Kern Model

- 入札価格（最大入札額）が観察された取引価格と同じになる条件式を追加
- 取引価格のデータが不足している場合が多い

### 03 This study

- 入札価格（最大入札額）との関係式を追加
- 取引価格のデータが不足している場合にも対応、かつ

# Elickson Model

1981,

Ellicksonのモデルは、不動産市場をオークション市場と見なし、エージェント（世帯や企業）が特定の立地に対して支払意欲（額）を入札する仕組みを説明

## 流れの概要

- エージェントは、与えられた所得制約の下で効用を最大化するために、特定の立地に対する支払意欲（入札）を決定
- 最も高い入札を行ったエージェントがその立地を獲得（立地分布の決定）
- 決定者の入札額（最高入札額）がその立地の価格または賃料になる（土地価格の決定）



# Elickson Model

## モデルの流れ

### 01 消費者の最大効用問題

- 限られた所得Iで効用を最大化するため、食料品や衣服（財x）を購入、住む場所（立地i）を選択

$$\max U(x, z_i) \quad \text{s.t.} \quad p \cdot x + r_i \leq I$$

pは財の価格、r\_iは立地iの価格、Iは所得 z\_iは属性

### 02 間接効用関数

xについて解く

- 住む場所を選ぶ際、立地iの賃料r\_iを考慮しつつ、全体の効用を最大化

$$\max_i V(p, I - r_i, z_i) \quad \text{立地に依存する効用関数}$$

### 03 入札関数

- 達成可能な最大効用レベルUを達成するために、支払うことができる最大の賃料r\_iを逆算
- 支払意欲（入札額）になる

$$r_i = I - V^{-1}(\bar{U}, p, z_i) \quad \bar{U} \text{ 達成可能な最大効用として与えられる}$$

$$B_{hi} = I_h - V_h^{-1}(\bar{U}, p, z_i) \quad h \text{ は異なる世帯を表す}$$



# Elickson Model

## モデルの流れ（続き）

### 04 未観測異質性の考慮

- 世帯ごとに好みや状況が異なる「異質性」を表現するためランダム誤差項を導入（交通アクセス重視など）

$$\tilde{B}_{hi} = B_h(z_i) + \varepsilon_h = B_{hi} + \varepsilon_h \quad \varepsilon_h \text{はランダム誤差項で、各世帯の異なる嗜好を表す}$$

### 05 ロジットモデルによる入札確率の表現

- 入札確率: ある特定の立地*i*が、ある世帯*h*に占有される確率を計算⇨その世帯が他の世帯よりも高い入札額を提示する確率
- 誤差項が極値分布に従うと仮定すると、入札確率をロジットモデルで表現可能

$$P_{h/i} = \text{Prob} \{ B_{hi} + \varepsilon_h > B_{h'i} + \varepsilon_{h'}, \forall h' \neq h \}$$

$$P_{h/i} = \frac{\exp(\mu B_{hi})}{\sum_{g \in H} \exp(\mu B_{gi})}$$

$\mu$ はスケールパラメータ

$H$ はその立地に入札している全世帯の集合

# Elickson Model

## モデルの流れ（続き）

### 06 期待最大入札

- 期待最大入札: 立地*i*の価格または賃料は、すべての入札者の中で最も高い入札額に基づいて決定される

$$r_i = E \left( \max_{h \in H} (B_{hi}) \right) \quad \downarrow \text{極値分布の仮定}$$

$$r_i = \frac{1}{\mu} \ln \left( \sum_{g \in H} \exp(\mu B_{gi}) \right) + C \quad C \text{は入札の絶対値が測定できないことを示す未知の定数}$$

### 07 最尤推定

$$\mathcal{L} = \prod_{i \in S} \left( \prod_{h \in H} (P_{h/i})^{y_{hi}} \right)$$

#### まとめ

- 各世帯が自身の好みや予算に基づいて特定の立地に対する支払意欲（入札額）を決定し、最も高い入札額を提示した世帯がその立地を獲得
- ランダム誤差項を用いて世帯間の嗜好の異質性を考慮し、ロジットモデルを使って入札確率を計算
- 立地の価格はすべての入札者の中で最も高い入札額に基づいて決定される

# Lerman and Kern Model

改良モデル, 1983

## Ellickson modelの欠点

Ellicksonの方法の主な目的は、異なるエージェントによる住宅属性に対する支払い意欲の推定

↔ Ellicksonの方法では土地価格（賃料）の決定ができない

（スケールパラメータ（ $\mu$ ）が識別できないため、相対的なパラメータしか推定できず、式に示されるように、賃料の推定値は未定の定数までしか分からない）

$$r_i = \frac{1}{\mu} \ln \left( \sum_{g \in H} \exp(\mu B_{gi}) \right) + C$$

↑ 未定の定数

## Lerman and Kern Model

提示された最高の入札額と観測された取引価格または土地賃料（ $R_i$ ）が等しい条件を追加

$$P_{h/i} = \text{Prob} \left\{ \underline{B_{hi} + \varepsilon_h = R_i} \text{ and } B_{hi} + \varepsilon_h > B_{h'i} + \varepsilon_{h'}, \forall h' \neq h \right\}$$

↑ 土地賃料は最大（勝利）入札と同じ値を持つ

誤差項が極値分布に従う場合

$$P_{h/i} = f(R_i - B_{hi}) \prod_{h' \neq h} F(R_i - B_{h'i})$$

# Lerman and Kern Model

改良モデル, 1983

↓ 続き

$$P_{h/i} = f(R_i - B_{hi}) \prod_{h' \neq h} F(R_i - B_{h'i})$$

$$f(\varepsilon) = \mu \exp(-\mu\varepsilon) \exp(-\exp(-\mu\varepsilon))$$

$$F(\varepsilon) = \exp(-\exp(-\mu\varepsilon))$$

密度関数 ( $f$ ) と累積分布関数 ( $F$ )

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^S \left( -\mu \exp(-\mu(R_i - B_{hi})) \prod_{h'=1}^H \exp(-\exp(-\mu(R_i - B_{h'i}))) \right)^{y_{hi}}$$

H はオークションに参加する世帯の総数

S は市場における住居の総数

$y_{hi}$  は世帯 h が住居 i に位置している場合に1となり、そうでない場合は0となる二値指標

## Lerman and Kern Modelの欠点

- 実証実験で賃貸価格の予測精度向上が報告される
- 土地取引代が観察されない（データが不足してしまう）ケースが多い

# This research

## NEW APPROACH：潜在オークション価格の導入

### modelの概要

潜在的な（観察されないが、入札者が持つと仮定する）最高入札額と、観察される価格指標を関連付ける線形関数の構造方程式を導入する→離散選択の潜在変数アプローチになる

- 不動産はオークションで取引されるが、これらのオークションは明示的には行われないと仮定
- 全エージェントの潜在的な入札は潜在的であり、商品の価格を相対的にのみ決定
- この潜在オークションの結果（または予想される最高入札額）を「潜在オークション価格」とする
- 潜在オークション価格を実際の価格のレベルに調整するため、価格指標を通じた測定関係に関連付ける必要がある。←離散選択の潜在変数アプローチに基づいたモデルの定式化を提案、入札関数および価格モデルのパラメータの同時推定を可能にする。

### modelの利点

価格指標（実際の取引価格であることが望ましいが）が必ずしも実際の取引価格である必要はなく、ゾーンの平均価格やロケーションタイプ別の賃料のようなより単純で粗い価格の代理指標であることができる点

# This research

## NEW APPROACH : 潜在オークション価格の導入

### modelの概要

新しい測定関係では、潜在オークション価格 $r_i$ と観察された価格指標の間に線形関係を仮定し、これを利用して入札価格を推定。

$$R_i = a + \gamma r_i + \eta.$$

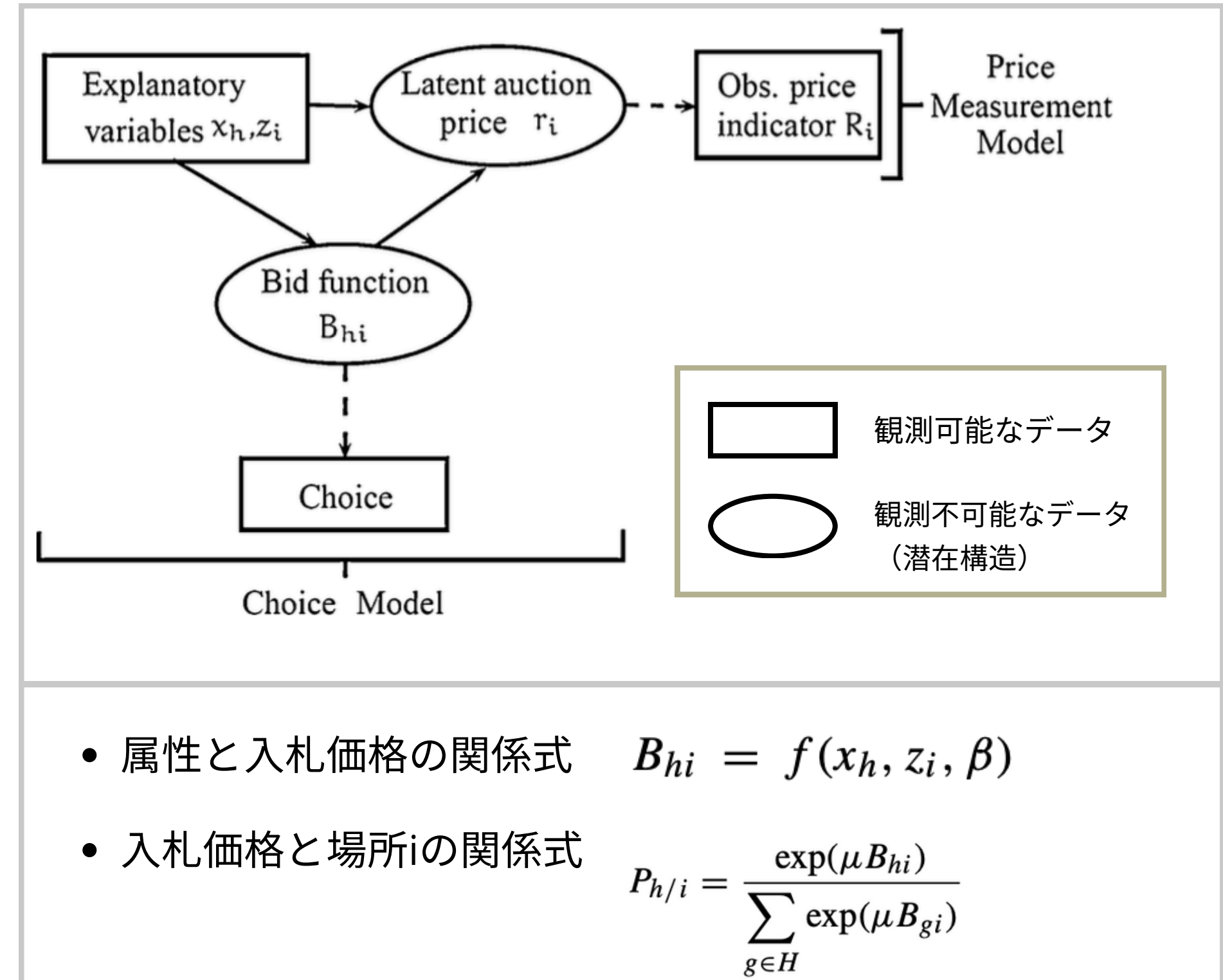
↓ 誤差項  $\eta$  が正規分布に従うと仮定

$$f(R_i|r_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{R_i - a - \gamma r_i}{2\sigma^2}\right)$$

平均がゼロの確率密度関数  $f(R_i | r_i)$

$$\text{尤度関数 } \mathcal{L} = \prod_{i \in S} \left( \prod_{h \in C_i} (P_{h/i} \cdot f(R_i|r_i)) \right)^{y_{hi}}$$

→ 入札関数  $B_{hi}$  のパラメータ  $\beta$  と、価格の密度関数の  $a$ 、 $\gamma$ 、 $\sigma$  パラメータのセットが得られる。



# Case Study

## ブリュッセルでのケーススタディ

### データ

調査データ：

ベルギーの2001年国勢調査、2000年のブリュッセル土地登記記録、2000年に実施された世帯旅行調査 (MOBEL)。

調査地域：151のコミューン、合計4945のゾーン（拡張された都市圏を考慮）

住宅選択肢：4つのタイプ (isolated, semi-isolated and attached houses and apartments) に分類  
合計で1274701の住宅ユニットまたはロケーション選択肢を含む。

世帯数：合計1267998世帯

世帯の特徴量：世帯人数、収入レベル、働く人の数、教育レベル、および車の数

地域全体の空き家率（供給過剰）は0.5%。

推定は、旅行調査からの1367の配置された世帯の観察サンプル

# Case Study

## パラメータ

**Table 1** Bid function specification

相互に影響し合う考えられる2変数の組み合わせ

Parameter	Variables
$ASC_I$	Alternative specific constant for each income level $I$ of the bidding households
$\beta_{surf}$	$surface_{vi}$ ( $m^2$ ) $\times$ $\log(size_h)$ (number of people)
$\beta_{house}$	$is\_house_{vi}$ (dummy) $\times$ $size2_h$ (dummy)
$\beta_{sup}$	$high\_educ_i$ (%) $\times$ $high\_educ_h$ (dummy)
$\beta_{high\_inc}$	$high\_inc_i$ (%) $\times$ $mid/high\_income_h$ (dummy)
$\beta_{low\_inc}$	$low\_inc_i$ (%) $\times$ $high\_income_h$ (dummy)
$\beta_{trans0}$	$PT\_accessibility_i$ (facilities/ $km^2$ ) $\times$ $0\_cars_h$ (dummy)
$\beta_{trans2}$	$PT\_accessibility_i$ (facilities/ $km^2$ ) $\times$ $2\_cars_h$ (dummy)
$\beta_{access}$	$car\_access_i$ (generalized travel cost) $\times$ $1\_cars_h$ (dummy)
$\beta_{indu}$	$industry_i$ (jobs/ $m^2$ ) $\times$ $high\_income_h$ (dummy)
$\beta_{office}$	$office_i$ (jobs/ $m^2$ ) $\times$ $workers_h$ (dummy)



# Result

## Estimation Result①

### 01 Ellickson Modelとの比較

- 潜在オークションモデルでは、すべてのパラメータが予想通りの符号を示した。
- 大きな世帯は家を好み、人数が増えるにつれて面積に対する支払い意欲が増加。
- 大学の学位を持つ世帯は、同じ教育レベルの人々が  
多い地域に住みたいと考える。
- 中高所得レベルの世帯は、高所得世帯が多い地域に  
住みたがり、低所得世帯の存在に対して負の価値を  
付ける。

Table 2 Estimation results for Brussels (Latent Auction)

Parameter	Ellickson			Latent Auction		
	Value	Std err	t-test	Value	Std err	t-test
ASC <sub>1</sub> <sup>***</sup>	0.0	—	—	−3.53	0.301	−11.74
ASC <sub>2</sub>	−0.174	0.098	−1.78*	−3.71	0.279	−13.3
ASC <sub>3</sub>	−0.858	0.221	−3.89	−4.14	0.273	−15.14
ASC <sub>4</sub>	2.29	0.803	2.85	−1.41	0.411	−3.44
ASC <sub>5</sub>	2.43	0.818	2.97	−1.37	0.447	−3.06
$\beta_{surf}$	0.0031	0.001	3.67	0.002	0.0005	4.0
$\beta_{house}$	0.691	0.117	5.89	0.226	0.077	2.94
$\beta_{sup}$	1.9	0.169	11.25	0.568	0.093	6.13
$\beta_{high\_inc}$	4.99	1.99	2.51	5.56	0.793	7.01
$\beta_{low\_inc}$	−5.49	1.44	−3.81	−4.67	0.796	−5.87
$\beta_{trans0}$	0.654	0.335	1.96*	0.312	0.085	3.66
$\beta_{trans2}$	−0.615	0.126	−4.9	−0.166	0.088	−1.89*
$\beta_{access}$	0.0163	0.0479	0.34*	0.014	0.004	3.25
$\beta_{indu}$	0.143	0.816	0.17*	−0.699	0.413	−1.69*
$\beta_{office}$	0.207	0.189	1.1*	0.054	0.0256	2.11
$a$	—	—	—	0.446	2.13	0.21*
$\gamma$	—	—	—	1.04	0.146	7.12
$\sigma$	—	—	—	−1.89	0.021	−89.37
Final Log-Likelihood	−6080.04**			−6149.91**		

\*Parameters not significant at the 95 % level

\*\*Log-likelihood considering only the choice probabilities

\*\*\*Due to the under-identification of Ellickson's model, the constant for income level 1 is manually fixed to zero

# Result

## Estimation Result①-2

### 01 Ellickson Modelとの比較

- 車を持たない世帯は公共交通機関の施設の存在に正の価値を付け、一方で複数の車を持つ世帯は高い車のアクセス性と低い公共交通機関のアクセス性を好む。
- 産業の存在は、潜在オークションモデルでは価格と魅力に対して負の影響を与える。一方で、Ellicksonの推定では正（ただし非常に有意ではない）。

（産業の存在は単独では位置選択を説明できないものの、価格の低下を説明することは可能。

→推定プロセスに価格に対する回帰を導入することで、この変数の効果を測定することが可能。

Table 2 Estimation results for Brussels (Latent Auction)

Parameter	Ellickson			Latent Auction		
	Value	Std err	t-test	Value	Std err	t-test
ASC <sub>1</sub> <sup>***</sup>	0.0	—	—	-3.53	0.301	-11.74
ASC <sub>2</sub>	-0.174	0.098	-1.78*	-3.71	0.279	-13.3
ASC <sub>3</sub>	-0.858	0.221	-3.89	-4.14	0.273	-15.14
ASC <sub>4</sub>	2.29	0.803	2.85	-1.41	0.411	-3.44
ASC <sub>5</sub>	2.43	0.818	2.97	-1.37	0.447	-3.06
$\beta_{surf}$	0.0031	0.001	3.67	0.002	0.0005	4.0
$\beta_{house}$	0.691	0.117	5.89	0.226	0.077	2.94
$\beta_{sup}$	1.9	0.169	11.25	0.568	0.093	6.13
$\beta_{high\_inc}$	4.99	1.99	2.51	5.56	0.793	7.01
$\beta_{low\_inc}$	-5.49	1.44	-3.81	-4.67	0.796	-5.87
$\beta_{trans0}$	0.654	0.335	1.96*	0.312	0.085	3.66
$\beta_{trans2}$	-0.615	0.126	-4.9	-0.166	0.088	-1.89*
$\beta_{access}$	0.0163	0.0479	0.34*	0.014	0.004	3.25
$\beta_{indu}$	0.143	0.816	0.17*	-0.699	0.413	-1.69*
$\beta_{office}$	0.207	0.189	1.1*	0.054	0.0256	2.11
$a$	—	—	—	0.446	2.13	0.21*
$\gamma$	—	—	—	1.04	0.146	7.12
$\sigma$	—	—	—	-1.89	0.021	-89.37
Final Log-Likelihood	-6080.04**			-6149.91**		

\*Parameters not significant at the 95 % level

\*\*Log-likelihood considering only the choice probabilities

\*\*\*Due to the under-identification of Ellickson's model, the constant for income level 1 is manually fixed to zero

# Result

## Estimation Result①

### 01 Ellickson Modelとの比較

- 推定値の有意性：

観測された位置選択と価格の両方との測定関係のおかげで、潜在オークションアプローチを使用する場合の方が、Ellicksonの方法の場合よりも推定値の有意性が高まる。

- 尤度：

潜在オークション法はEllicksonよりも尤度が低く、推定データへの適合度が劣る。

Table 2 Estimation results for Brussels (Latent Auction)

Parameter	Ellickson			Latent Auction		
	Value	Std err	t-test	Value	Std err	t-test
ASC <sub>1</sub> <sup>***</sup>	0.0	—	—	-3.53	0.301	-11.74
ASC <sub>2</sub>	-0.174	0.098	-1.78*	-3.71	0.279	-13.3
ASC <sub>3</sub>	-0.858	0.221	-3.89	-4.14	0.273	-15.14
ASC <sub>4</sub>	2.29	0.803	2.85	-1.41	0.411	-3.44
ASC <sub>5</sub>	2.43	0.818	2.97	-1.37	0.447	-3.06
$\beta_{surf}$	0.0031	0.001	3.67	0.002	0.0005	4.0
$\beta_{house}$	0.691	0.117	5.89	0.226	0.077	2.94
$\beta_{sup}$	1.9	0.169	11.25	0.568	0.093	6.13
$\beta_{high\_inc}$	4.99	1.99	2.51	5.56	0.793	7.01
$\beta_{low\_inc}$	-5.49	1.44	-3.81	-4.67	0.796	-5.87
$\beta_{trans0}$	0.654	0.335	1.96*	0.312	0.085	3.66
$\beta_{trans2}$	-0.615	0.126	-4.9	-0.166	0.088	-1.89*
$\beta_{access}$	0.0163	0.0479	0.34*	0.014	0.004	3.25
$\beta_{indu}$	0.143	0.816	0.17*	-0.699	0.413	-1.69*
$\beta_{office}$	0.207	0.189	1.1*	0.054	0.0256	2.11
$a$	—	—	—	0.446	2.13	0.21*
$\gamma$	—	—	—	1.04	0.146	7.12
$\sigma$	—	—	—	-1.89	0.021	-89.37
Final Log-Likelihood	-6080.04**			-6149.91**		

\*Parameters not significant at the 95 % level

\*\*Log-likelihood considering only the choice probabilities

\*\*\*Due to the under-identification of Ellickson's model, the constant for income level 1 is manually fixed to zero

# Result

## Estimation Result①

### 01 Ellickson Modelとの比較

- 価格回帰のパラメータ：

$\gamma$ は有意で1に近く、 $a$ は統計的にゼロと異なることを示している。

→ログサムがスケーリングや追加の定数なしに価格を説明できることを示す。

→Ellicksonのアプローチとは異なり、潜在オークションモデルが未識別ではなく、入札関数に完全な定数セットの推定を許可するため。

Table 2 Estimation results for Brussels (Latent Auction)

Parameter	Ellickson			Latent Auction		
	Value	Std err	t-test	Value	Std err	t-test
$ASC_1^{***}$	0.0	—	—	-3.53	0.301	-11.74
$ASC_2$	-0.174	0.098	-1.78*	-3.71	0.279	-13.3
$ASC_3$	-0.858	0.221	-3.89	-4.14	0.273	-15.14
$ASC_4$	2.29	0.803	2.85	-1.41	0.411	-3.44
$ASC_5$	2.43	0.818	2.97	-1.37	0.447	-3.06
$\beta_{surf}$	0.0031	0.001	3.67	0.002	0.0005	4.0
$\beta_{house}$	0.691	0.117	5.89	0.226	0.077	2.94
$\beta_{sup}$	1.9	0.169	11.25	0.568	0.093	6.13
$\beta_{high\_inc}$	4.99	1.99	2.51	5.56	0.793	7.01
$\beta_{low\_inc}$	-5.49	1.44	-3.81	-4.67	0.796	-5.87
$\beta_{trans0}$	0.654	0.335	1.96*	0.312	0.085	3.66
$\beta_{trans2}$	-0.615	0.126	-4.9	-0.166	0.088	-1.89*
$\beta_{access}$	0.0163	0.0479	0.34*	0.014	0.004	3.25
$\beta_{indu}$	0.143	0.816	0.17*	-0.699	0.413	-1.69*
$\beta_{office}$	0.207	0.189	1.1*	0.054	0.0256	2.11
$a$	—	—	—	0.446	2.13	0.21*
$\gamma$	—	—	—	1.04	0.146	7.12
$\sigma$	—	—	—	-1.89	0.021	-89.37
Final Log-Likelihood	-6080.04**			-6149.91**		

\*Parameters not significant at the 95 % level

\*\*Log-likelihood considering only the choice probabilities

\*\*\*Due to the under-identification of Ellickson's model, the constant for income level 1 is manually fixed to zero

# Result

## Estimation Result①

### 02 Lerman and Kern Model

- パラメータの符号：

Lerman and Kernの方法で得られたパラメータ推定値も予想通りの符号。再び、位置と価格の同時推定により、Ellicksonのアプローチで得られた結果では正で有意でない $\beta_{\text{indu}}\beta_{\text{indu}}$ パラメータの有意性を高めることができます。

- 有意性向上：

潜在オークションモデルの場合と同様に、価格に対する回帰を含むため。

- 尤度値（位置選択のみを考慮）：

Lerman and Kernが最も低い

Table 3 Estimation results for Brussels (Lerman and Kern)

Parameter	Ellickson			L&K		
	Value	Std err	t-test	Value	Std err	t-test
$\mu$	1.0	—	—	5.25	0.104	50.73
ASC <sub>1</sub>	0.0	—	—	10.4	0.031	335.95
ASC <sub>2</sub>	-0.174	0.098	-1.78*	10.3	0.027	377.06
ASC <sub>3</sub>	-0.858	0.221	-3.89	9.96	0.037	271.4
ASC <sub>4</sub>	2.29	0.803	2.85	10.7	0.143	74.56
ASC <sub>5</sub>	2.43	0.818	2.97	10.7	0.146	73.31
$\beta_{\text{surf}}$	0.0031	0.001	3.67	0.001	0.0002	8.08
$\beta_{\text{house}}$	0.691	0.117	5.89	0.139	0.023	6.03
$\beta_{\text{sup}}$	1.9	0.169	11.25	0.376	0.026	14.58
$\beta_{\text{high.inc}}$	4.99	1.99	2.51	4.29	0.251	17.11
$\beta_{\text{low.inc}}$	-5.49	1.44	-3.81	-1.18	0.262	-4.51
$\beta_{\text{trans0}}$	0.654	0.335	1.96*	0.135	0.034	3.91
$\beta_{\text{trans2}}$	-0.615	0.126	-4.9	-0.113	0.024	-4.81
$\beta_{\text{access}}$	0.0163	0.0479	0.34*	0.006	0.003	1.78*
$\beta_{\text{indu}}$	0.143	0.816	0.17*	-0.209	0.164	-1.27*
$\beta_{\text{office}}$	0.207	0.189	1.1*	0.067	0.025	2.71
Final Log-Likelihood		-6080.04**			-6182.26**	

\*parameters not significant at the 95 % level

\*\*log-likelihood considering only the choice probabilities

# Result

## Estimation Result①

### 03 モデルの適合度

- モデルの推定価格と観測された価格の差
- 相対的な差、絶対的な差の両方が重要
- 本研究モデルが最も良い結果で、次にL&Kの結果が良い

本研究：

60%が1%未満の偏差、最大偏差は4%

Lerman and Kern：

75%が4%未満の偏差最大偏差は6%

推定データに対する適合度のみ

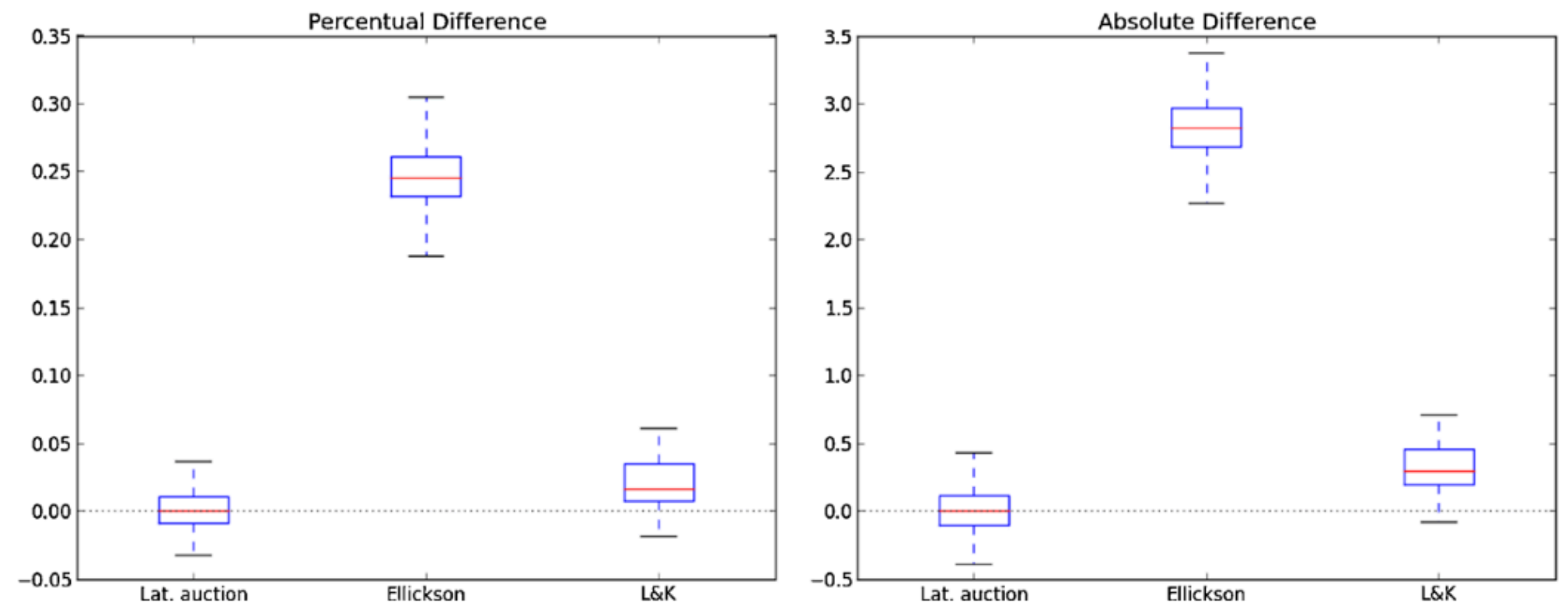


Fig. 2 Estimation fit: natural log of price

# Result

## Validation

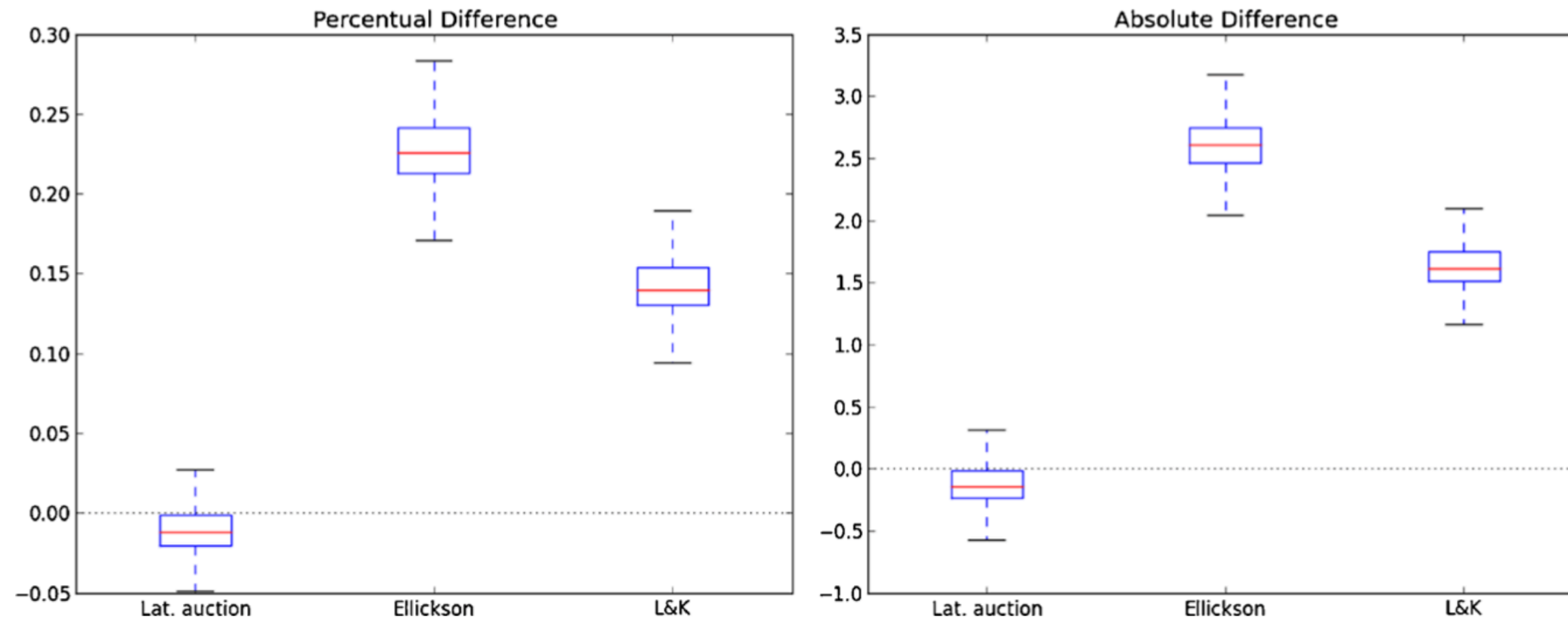
### モデル評価

- 各モデルの都市内のすべての場所の位置分布をシミュレーションし、観測統計と比較
- 不動産供給はすべて国勢調査データから生成され、世帯は各方法で得られた最大入札分布に従って割り当てられる。
- 分析は、価格、世帯内の人数、および大学の学位を持つ人数の3つの変数について行われる。
- 価格、

# Result

## Validation

### 01 予測された価格と観測された平均価格



**Fig. 3** Error in forecast: natural log of price

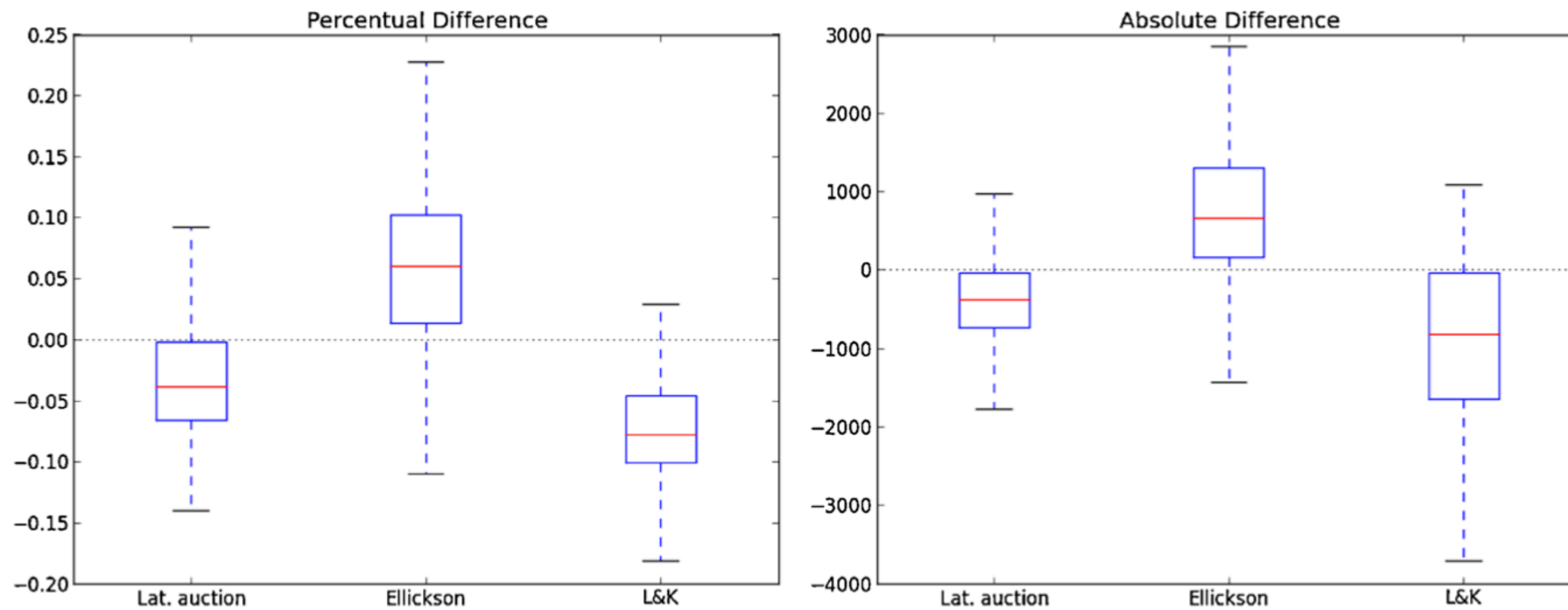
L&Kの結果が良くないのは、必要なデータ（取引価格）が全部満たされなかったから



# Result

## Validation

### 02 コミューン別の世帯ごとの個人の合計人数

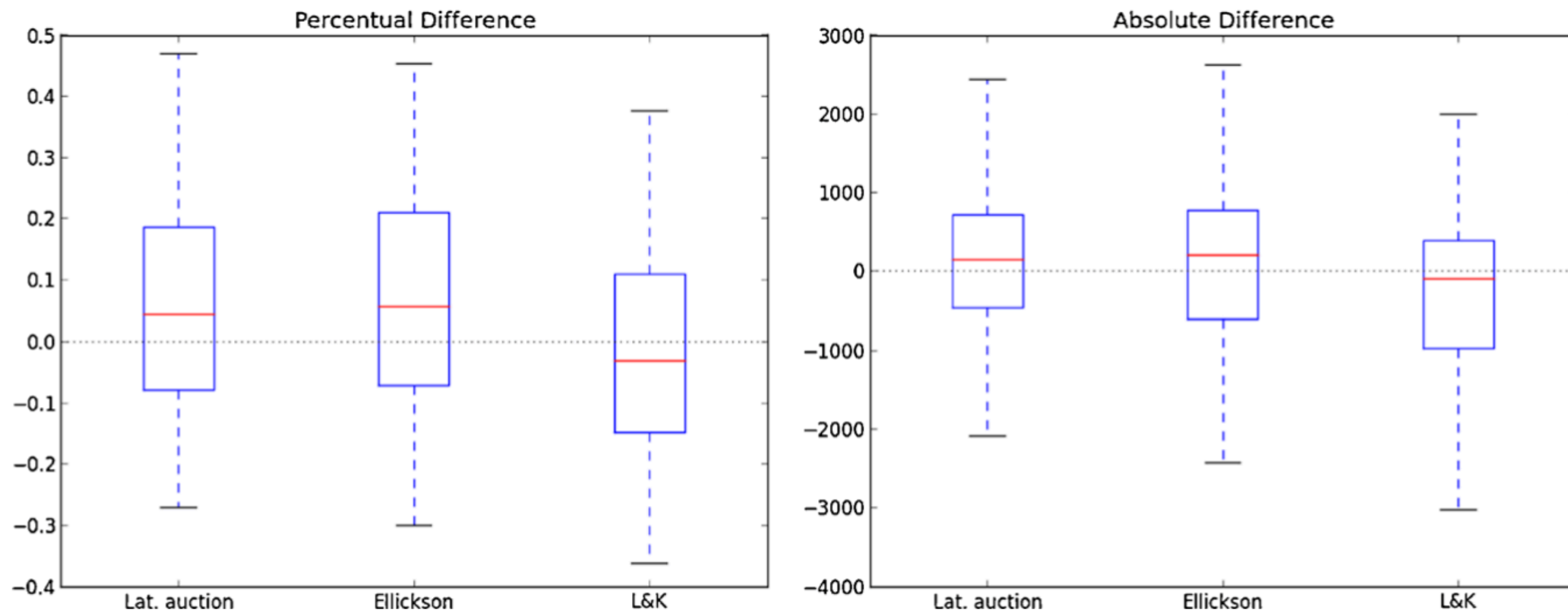


**Fig. 4** Error in forecast : number of people by commune

# Result

## Validation

### 03 コミューンごとの大学学位を持つ人々の予測と国勢調査からの公式統計の差



**Fig. 5** Error in forecast: number of people with university degree by commune

# Conclusions

## まとめ

- 観測された位置と粗い価格指標（ゾーン平均など）を考慮した入札賃料関数の推定方法を提案
- 期待されるオークション価格と観測された平均価格の測定方程式を対数尤度最大化プロセスに含めることで、入札関数パラメータのより良い推定が可能
- 不動産商品と価格に関する詳細なデータを必要としない利点を持ち、データが不足している場合に対応。
- 価格指標が詳細になれば、より良い推定が可能になり、適合度が高くなる