

不動産賃料評価モデルの開発と 地価公示への応用

研究代表者： 住田 潮（筑波大学教授）

目次

- はじめに
- データ概要
- 分析使用変数
- 物件のカテゴリー化
- 賃料評価モデル
 - ▣ ミクロ的賃料評価モデル
 - ▣ マクロ的賃料評価モデル
 - ▣ ミクロ・マクロ統合モデル
- 結果
- まとめと今後の課題

研究目的

- 不動産会社と消費者の間に賃料情報の非対称性
- 公示価格の算出は必ずしも透明性が高いとは言えない



公開情報に基づいて
不動産賃料の決定要因を的確に捉え、
正確に賃料や土地価値を推定する
定量モデルの開発

データ概要

- JREIT上場銘柄が保有する東京都23区内に位置する住居・事務所用物件の基本データ・会計データ
- 基本データ：
住所、経緯度、取得日、取得価格、容積率、建蔽率、地積、最寄駅、最寄駅までの徒歩時間、建物延床面積、地上階数、地下階数、構造、建物竣工日、等
- 会計データ：
稼働面積、総賃貸収入、減価償却費、総賃貸費用、等

使用変数

時間に関して不変な情報

T_i^{ac}	物件 i の取得時点
P_i^{ac}	物件 i の取得価格
BT_i^{ac}	物件 i の建物構造 $\in \{S, RC, SRC\}$
ST_i	物件 i の最寄駅
DS_i	物件 i の最寄駅までの徒歩距離

時間に関して可変な情報

$RA_i(t)$	物件 i の t 時点における稼働面積
$Re_i(t)$	物件 i の t 時点における当該決算期の総賃貸収入
$C_i(t)$	物件 i の t 時点における当該決算期の総賃貸費用
$D_i(t)$	物件 i の t 時点における当該決算期の運用日数
$CPI(t)$	t 時点における消費者物価指数

独自に導入される指標・概念

$LV_i(t)$	物件 i の t 時点における一日・単位面積当たり土地価値
Z_i	物件 i の地域カテゴリー（後述）
I_i	物件 i の価格帯カテゴリー（後述）
r_i	物件 i の対費用利益率
$\mu_{LV}(s)$	駅 s を最寄駅とする物件の土地価値の平均
$\sigma_{LV}(s)$	駅 s を最寄駅とする物件の土地価値の標準偏差
$\mu_{DS}(s)$	駅 s を最寄駅とする物件の駅 s までの徒歩距離の平均

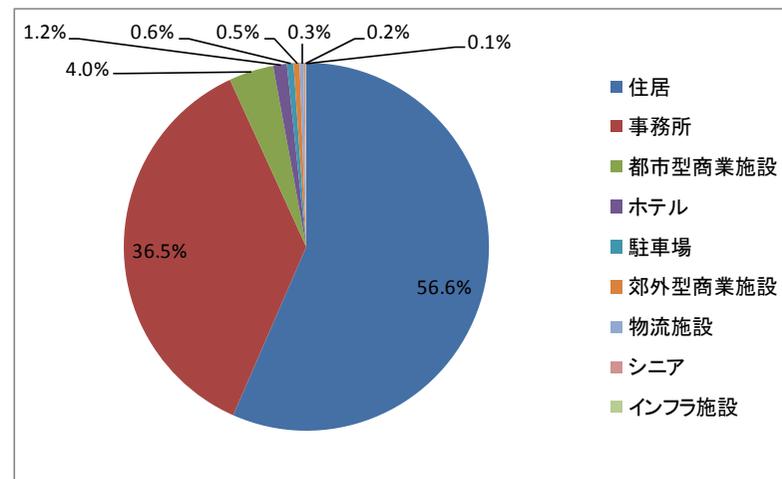
註) 物件の地域カテゴリー・価格帯カテゴリーの定義は次スライド以降で説明

物件のカテゴリー化

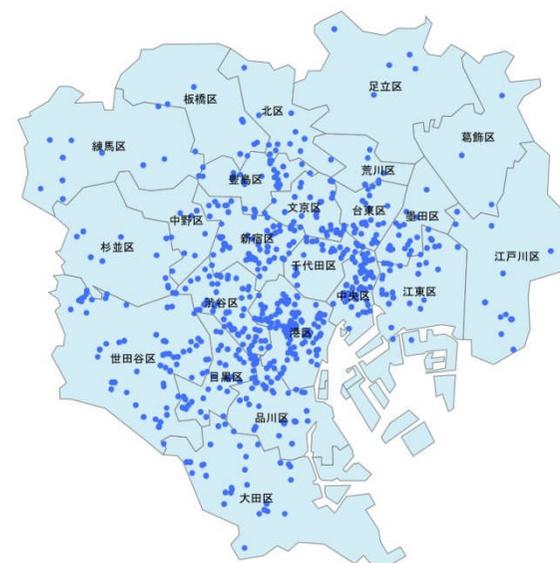
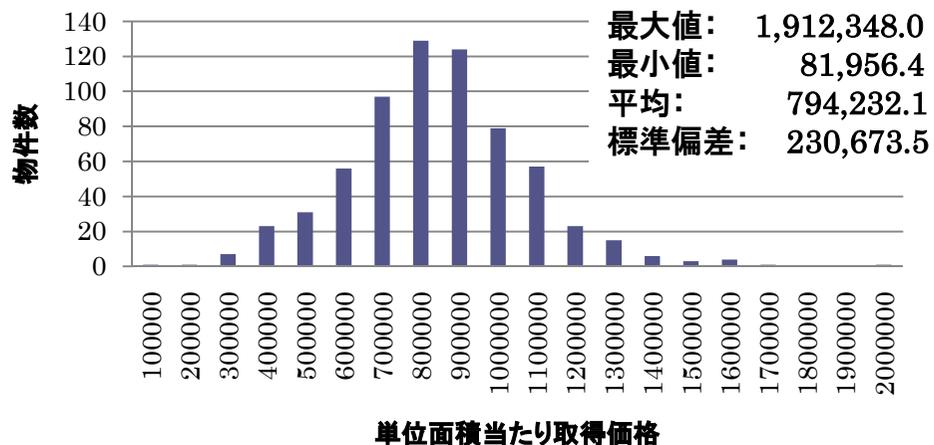
東京都23区内の物件分布

東京都23区内にある物件の主用途別件数及び割合

住居	658
事務所	425
都市型商業施設	46
ホテル	14
駐車場	7
郊外型商業施設	6
物流施設	4
シニア	2
インフラ施設	1



東京都23区内の住居用物件



住居用物件のカテゴリー化

- 価格帯カテゴリー(単位面積当たり取得価格を用いる)

I :	0	～	300,000
II :	300,001	～	700,000
III :	700,001	～	900,000
IV :	900,001	～	1,300,000
V :	1,300,001	～	2,000,000

- 価格帯カテゴリーを用いて、23区を三つの地域に区分

A地域:高価格帯物件密集地域

B地域:中価格帯物件密集地域

C地域:低価格帯物件密集地域

- 3地域×5価格帯=15カテゴリー

カテゴリー分割例

3地域×5価格帯=15カテゴリー

□ A地域:高価格帯物件密集地域

港区、渋谷区、新宿区、千代田区、品川区、目黒区

□ B地域:中価格帯物件密集地域

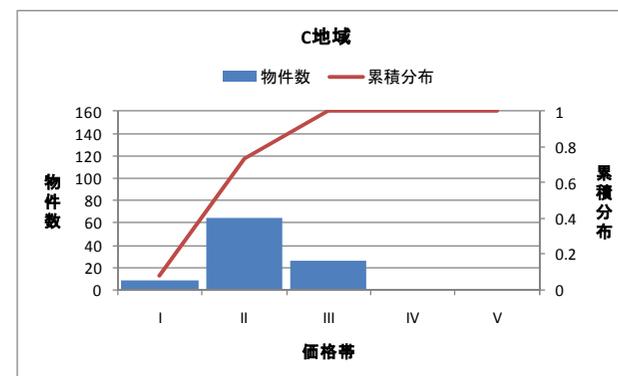
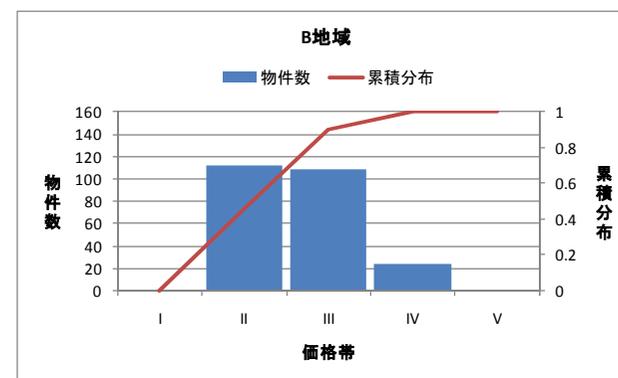
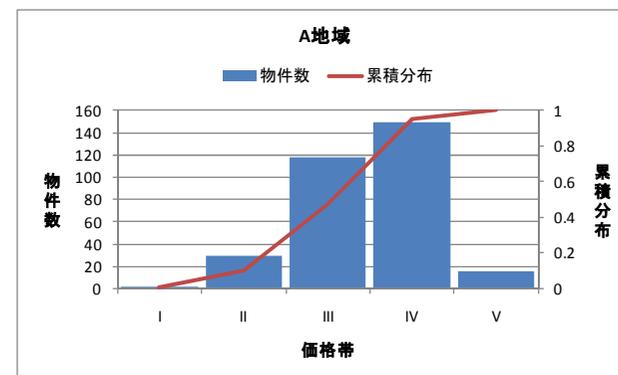
世田谷区、江東区、中央区、文京区、大田区、墨田区、豊島区

□ C地域:低価格帯物件密集地域

葛飾区、江戸川区、荒川区、杉並区、足立区、板橋区、北区、中野区、台東区、練馬区

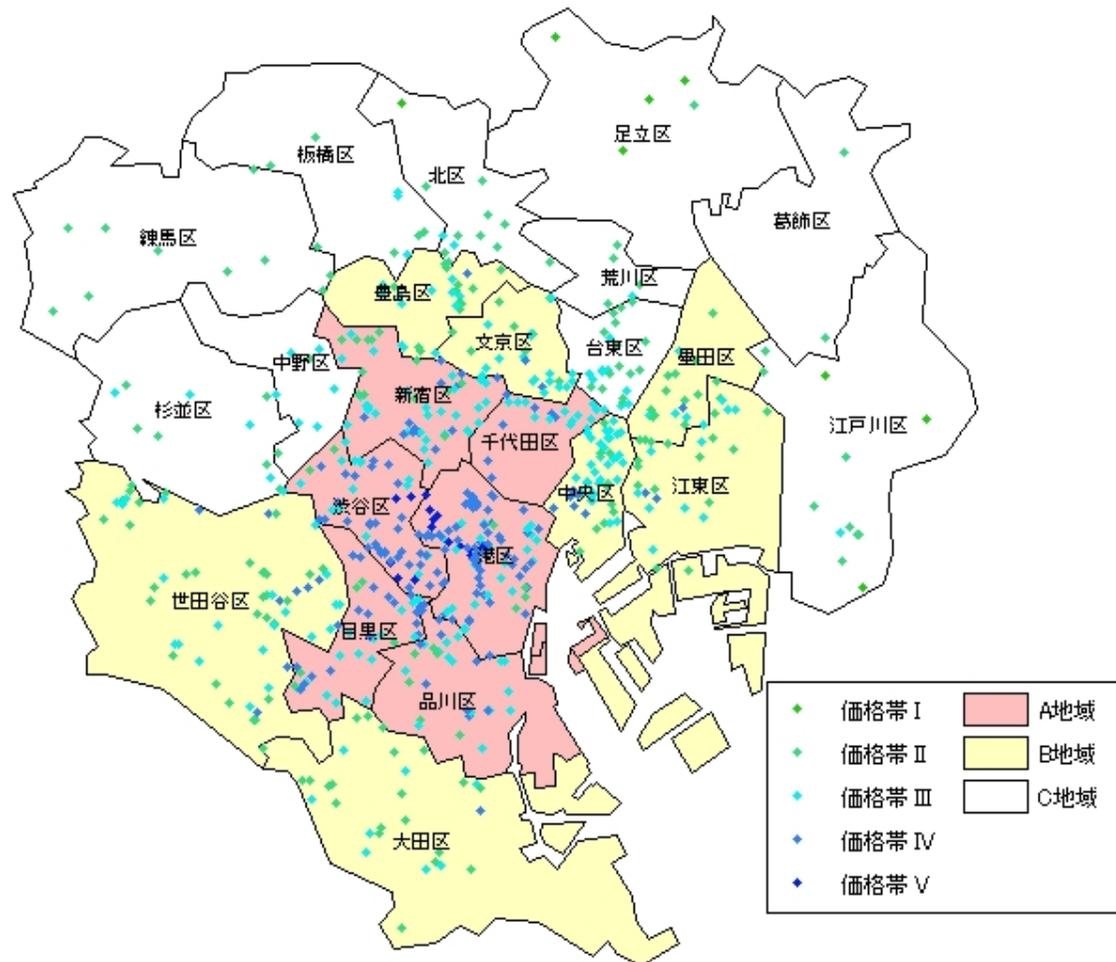
カテゴリー別物件数

価格帯	I	II	III	IV	V	合計
A地域	1	30	118	150	15	314
B地域	0	112	109	24	0	245
C地域	8	65	26	0	0	99
合計	9	207	253	174	15	658



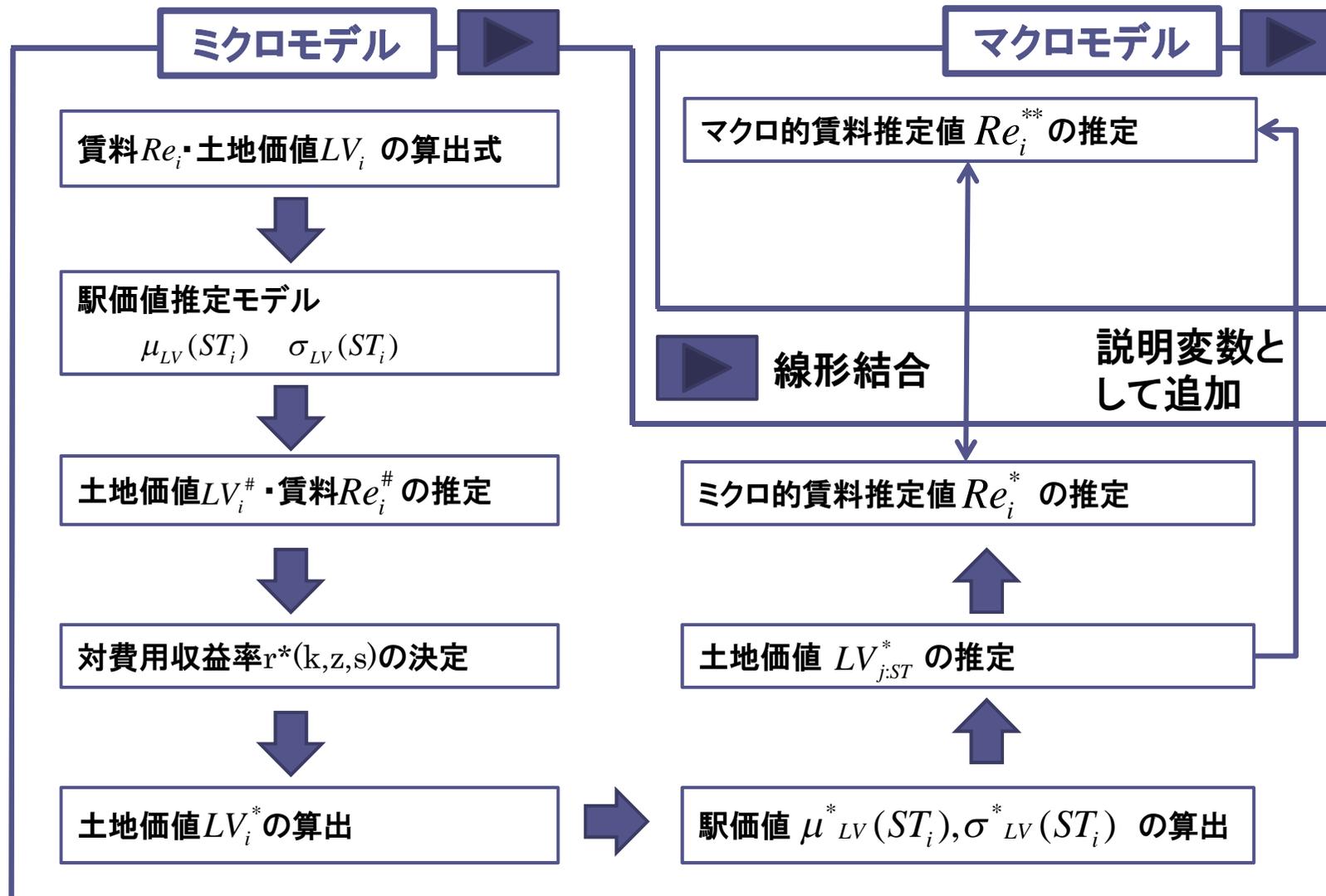
カテゴリー別物件プロット

東京都23区住居用物件カテゴリー別散布図



賃料評価モデル

賃料評価モデルの全体像



結果

結果-1

マクロモデルで用いられる回帰係数

回帰係数	推定値	標準誤差	t-値	Pr(> x)	有意水準
β_0	78.56179	5.50798	14.263	< 2.00E-16***	
β_C	0.6414	0.04984	12.869	< 2.00E-16***	
β_{LV}	0.22636	0.04246	5.331	1.76E-07***	
Dummy(3;A)	16.69244	4.68389	3.564	0.000417***	
Dummy(4;A)	33.49524	4.63007	7.234	3.03E-12***	
Dummy(5;A)	82.81242	7.1206	11.63	< 2.00E-16***	
Dummy(2;B)	0.51646	4.71608	0.11	0.912861	
Dummy(3;B)	14.25787	4.64282	3.071	0.002303**	
Dummy(4;B)	29.45401	6.04206	4.875	1.66E-06***	
Dummy(1;C)	-33.84209	10.39604	-3.255	0.001245**	
Dummy(2;C)	-7.87553	5.03497	-1.564	0.118693	
Dummy(3;C)	11.58692	5.70895	2.03	0.043161*	

有意水準:*** 0.001、** 0.01、* 0.05 調整済R² = 0.7593

結果-2

物件数7以上の駅別予測精度

駅	物件数	マイクロモデルの精度	マクロモデルの精度	統合モデルの精度
麻布十番	19	0.194	0.158	0.152
恵比寿	10	0.106	0.105	0.095
都立大学	9	0.124	0.085	0.074
渋谷	9	0.172	0.148	0.157
学芸大学	9	0.073	0.101	0.079
大塚	8	0.117	0.075	0.089
新富町	8	0.075	0.081	0.05
大井町	7	0.055	0.046	0.039
早稲田	7	0.172	0.074	0.094
広尾	7	0.180	0.152	0.159
六本木一丁目	7	0.130	0.056	0.092
八丁堀	7	0.137	0.076	0.087

マイクロ・マクロ統合モデルの効果が確認された駅

結果-3

駅価値

順位	駅	μ_{LV}	σ_{LV}	物件数	カテゴリ別物件数
1	築地	113.06375	20.09452	2	(IV, B, 2)
2	渋谷	109.05572	28.46311	9	(IV, A, 9)
3	白金高輪	108.83909	4.53393	4	(IV, A, 4)
4	中目黒	105.81323	22.63527	3	(IV, A, 3)
5	恵比寿	103.64028	18.10172	10	(III, A, 2), (IV, A, 6), (V, A, 2)
6	西新宿	100.4143	4.30133	4	(III, A, 3), (IV, A, 1)
7	神田	99.58157	11.10883	3	(III, A, 3)
8	代官山	98.80563	0.00629	2	(IV, A, 1), (V, A, 1)
9	市ヶ谷	96.52191	13.12966	4	(III, A, 3), (IV, A, 1)
10	目黒	94.57291	13.92554	6	(III, A, 2), (IV, A, 4)
...
113	千歳船橋	30.52805	1.45944	2	(II, B, 1), (III, B, 1)
114	等々力	25.48282	12.88257	2	(II, B, 1), (III, B, 1)
115	尾山台	25.09307	12.57122	2	(II, B, 1), (III, B, 1)
116	芦花公園	24.86549	8.30823	3	(II, B, 2), (III, B, 1)
117	平井	22.82669	14.54353	2	(II, C, 2)
118	新小岩	21.35332	7.43873	3	(I, C, 1), (II, C, 2)
119	新大塚	21.17601	11.0971	2	(II, B, 1), (III, B, 1)
120	竹ノ塚	20.95797	13.13029	2	(I, C, 2)
121	豊洲	20.11858	10.1541	2	(II, B, 1), (III, B, 1)
122	茗荷谷	17.91665	14.70987	2	(III, B, 2)

結果-4

物件数6以上の駅価値

順位	駅	μLV	σLV	物件数	カテゴリ別物件数
1	渋谷	109.0557	28.46311	9	(IV, A, 9)
2	恵比寿	103.6403	18.10172	10	(III, A, 2), (IV, A, 6), (V, A, 2)
3	目黒	94.57291	13.92554	6	(III, A, 2), (IV, A, 4)
4	広尾	87.44192	34.73739	7	(III, A, 3), (IV, A, 3), (V, A, 1)
5	赤坂	84.48137	18.00426	6	(IV, A, 6)
6	麻布十番	84.33967	37.9078	19	(III, A, 2), (IV, A, 13), (V, A, 4)
7	六本木一丁目	75.45105	21.86229	7	(I, A, 1), (III, A, 2), (IV, A, 4)
8	新富町	75.22786	11.6838	8	(III, B, 7), (IV, B, 1)
9	三軒茶屋	73.26266	8.20068	6	(II, B, 2), (IV, B, 4)
10	大井町	71.28482	6.73368	7	(II, A, 1), (III, A, 3), (IV, A, 3)
11	門前仲町	68.43513	3.59409	6	(II, B, 1), (III, B, 2), (IV, B, 3)
12	錦糸町	62.26574	15.03716	6	(II, B, 2), (III, B, 3), (IV, B, 1)
13	八丁堀	56.79766	12.81974	7	(II, B, 3), (III, B, 4)
14	都立大学	56.08199	14.67111	9	(II, A, 2), (III, A, 2), (IV, A, 4), (IV, B, 1)
15	学芸大学	46.13609	7.96323	9	(III, A, 1), (IV, A, 5), (III, B, 3)
16	早稲田	38.67311	15.43421	7	(III, A, 2), (IV, A, 4), (III, B, 1)
17	大塚	35.25646	9.82357	8	(II, B, 4), (III, B, 3), (IV, B, 1)

まとめと今後の課題

まとめ

マイクロ・マクロ統合モデルに基づく賃料推定モデルをJ-REITデータへ適用し、土地価値の定量的な推定法を提案した。
提案手法は賃料に対して高い予測精度を実現し、従って、土地価値推定においても高い信頼性を持つと考えられる。

課題

- モデル改良による土地価値のより現実的な空間的特徴の反映
- ハイブリッドモデルの確立
- 各駅周辺の必要物件数の導出

ミクロ的賃料評価モデル(前処理)

- 賃貸収入と費用を消費者物価指数で調整
(すべてのデータの金額時点を合わせるため)
 - 調整後の一日・単位面積当たり賃貸収入 Re_i
 - 調整後の一日・単位面積当たり賃貸費用 C_i

$$Re_i = \frac{Re_i(t)}{RA_i(t)D_i(t)} \cdot \frac{CPI(t)}{CPI(\tau)} \quad C_i = \frac{C_i(t)}{RA_i(t)D_i(t)} \cdot \frac{CPI(t)}{CPI(\tau)}$$

$RA_i(t)$: 物件 i の t 時点における稼働面積

$Re_i(t)$: 物件 i の t 時点における当該決算期の総賃貸収入

$C_i(t)$: 物件 i の t 時点における当該決算期の総賃貸費用

$D_i(t)$: 物件 i の t 時点における当該決算期の運用日数

$CPI(t)$: t 時点における消費者物価指数

ただし、 τ は2009年12月31日とし、 t をそれまでの各物件の最終決算期の末日とする



ミクロ的賃料評価モデル

START

- ① 物件 i の年間賃貸収入が満たす方程式

$$Re_i = (C_i + LV_i) \times (1 + r_i)$$



- ② r を固定し、物件 i の土地価値を導出

$$LV_i = Re_i / (1 + r_i) - C_i$$



- ③ 物件 i の最寄駅周辺の土地価値の平均 $\mu_{LV}(ST_i)$ と標準偏差 $\sigma_{LV}(ST_i)$ を算出



- ④ 物件 i の土地価値を推定

$$LV_i^\# = \mu_{LV}(ST_i) + (1 - DS_i / \mu_{DS}(ST_i)) \times \sigma_{LV}(ST_i)$$



- ⑤ 物件 i の年間賃貸収入を推定

$$Re_i^\# = (C_i + LV_i^\#) \times (1 + r_i)$$



GOAL

- ⑩ 物件 i のミクロ的賃料推定値を決定

$$Re_i^* = (C_i + LV_{i:ST}^*) \times (1 + r^*(I_i, Z_i, ST_i))$$



- ⑨ 賃貸収入情報のない物件 j の土地価値を推定

$$LV_{j:ST}^* = \mu_{LV}^*(ST_j) + (1 - DS_j / \mu_{DS}^*(ST_j)) \times \sigma_{LV}^*(ST_j)$$



➡ 後述するマクロモデルの
説明変数として使用

- ⑧ LV_i^* を用いて $\mu_{LV}^*(ST_i)$ と標準偏差 $\sigma_{LV}^*(ST_i)$ を再算出



- ⑦ 物件 j の土地価値を決定

$$LV_j^* = Re_j / (1 + r^*(I_j, Z_j, ST_j)) - C_j$$



- ⑥ 推定年間賃貸収入 $Re_i^\#$ と Re_i との相対誤差を最小にするような r^* を求める



対費用利益率 r^* の決定

□ 仮定:

- 同一カテゴリーに属し共通の最寄駅を持つ物件については対費用利益率は等しい



$k \in \{I, II, III, IV, V\}$ と $z \in \{A, B, C\}$ に対し、
 $Bu(k, z, s) = \{i \mid I_i = k, Z_i = z, ST_i = s\}$
で定まる物件集合 $Bu(k, z, s)$ に対し、
 $i, j \in Bu(k, z, s) \Rightarrow r_i = r_j = r(k, z, s)$
を仮定する

- 各 (k, z, s) の組合せについて、**相対誤差の二乗平均の平方根を最小にする対費用利益率 $r^*(k, z, s)$ を求める**

$$r^*(k, z, s) = \arg \min_{r \geq 0} \left\{ \sqrt{\frac{\sum_{i \in Bu(k, z, s)} \left(\frac{Re_i^\#(r) - Re_i}{Re_i} \right)^2}{|Bu(k, z, s)|}} \right\}$$



マクロ的賃料評価モデル(線形重回帰モデル)

被説明変数 Re_i : 物件iの

全体像へ



CPI調整済み一日・単位面積当たり賃貸収入

説明変数 C_i : 物件iの

CPI調整済み一日・単位面積当たり賃貸費用

BT_i : 物件iの建物構造

Y_i : 物件iの建築年数

$LV_{i:ST}^*$: 物件iの一日・単位面積当たり土地価値推定値

$Dummy(I_i, Z_i)$: 物件iのカテゴリに関するダミー変数

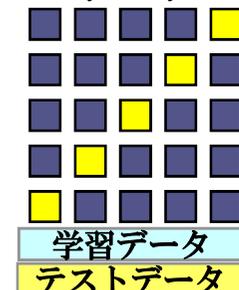
線形モデル

$$Re_i = \beta_0 + \beta_C C_i + \beta_{BT} BT_i + \beta_Y Y_i + \beta_{LV} LV_{i:ST}^* + \beta_D Dummy(I_i, Z_i) + \varepsilon_i$$



AICが最小となるように
説明変数を選択

$$Re_i^{**} = \beta_0^{**} + \beta_C^{**} C_i + \beta_{LV}^{**} LV_{i:ST}^* + \beta_D^{**} Dummy(I_i, Z_i)$$



マイクロ・マクロモデルの統合

- ミクロモデルとマクロモデルのそれぞれの賃料推定値から線形結合により統合的賃料推定値を決定

$$\widehat{Re}_i = \alpha \times Re_i^* + (1 - \alpha) \times Re_i^{**}$$

- 最終的な賃料推定値から最終的な土地価値の推定を決定

$$\widehat{LV}_i = \widehat{Re}_i(\alpha^*) \cdot \frac{1}{1 + r^*(I_i, Z_i, ST_i)} - C_i$$



α^* の決定

- ミクロモデルとマクロモデルのそれぞれの賃料推定値から
線形結合により統合的賃料推定値を決定

$$\widehat{Re}_i = \alpha \times Re_i^* + (1 - \alpha) \times Re_i^{**}$$

- r^* の推定方法と同様にして

$$\alpha^* = \operatorname{argmin}_{0 \leq \alpha \leq 1} \left\{ \sqrt{\frac{1}{|L|} \sum_{i \in L} \left(\frac{\widehat{Re}_i(\alpha) - Re_i}{Re_i} \right)^2} \right\}$$

- 相対誤差が α の凸関数であることに着目し、 α^* を計算すると

$$\hat{\alpha} = - \sum_{i \in L} \frac{(Re_i^{**} - Re_i)(Re_i^* - Re_i^{**})}{Re_i^2} / \sum_{i \in L} \left(\frac{Re_i^* - Re_i^{**}}{Re_i} \right)^2$$

- したがって、 α^* は以下の式となる。

$$\alpha^* = \begin{cases} 0 & \text{if } \hat{\alpha} \leq 0 \\ \hat{\alpha} & \text{if } 0 < \hat{\alpha} < 1 \\ 1 & \text{if } \hat{\alpha} \geq 1 \end{cases}$$



クロス・バリデーション

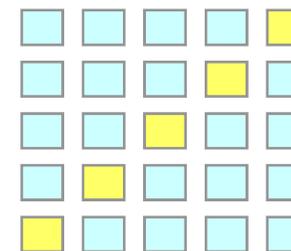
SET1	A地域	B地域	C地域	総計
I	0	0	1	1
II	6	18	10	34
III	14	19	1	34
IV	18	1	0	19
V	1	0	0	1
総計	39	38	12	

SET2	A地域	B地域	C地域	総計
I	0	0	1	1
II	3	13	9	25
III	19	10	4	33
IV	21	8	0	29
V	1	0	0	1
総計	44	31	14	

SET3	A地域	B地域	C地域	総計
I	0	0	0	0
II	5	9	6	20
III	13	20	2	35
IV	30	2	0	32
V	2	0	0	2
総計	50	31	8	

SET4	A地域	B地域	C地域	総計
I	0	0	1	1
II	4	12	7	23
III	15	16	7	38
IV	22	3	0	25
V	2	0	0	2
総計	43	31	15	

SET5	A地域	B地域	C地域	総計
I	0	0	0	0
II	2	11	9	22
III	14	16	5	35
IV	27	2	0	29
V	5	0	0	5
総計	48	29	14	



学習データ

テストデータ

