

## 1. 研究背景

- 前提  
建物外観はその建物のみならず、街の景観や街の印象に影響する重要な要素
- 仮説  
不動産研究においても外観は重要
- 課題  
建物外観の印象の影響  
→汎用性の高い分析は難しい

## 2. 研究目的

- 対象建物のデータベース構築
- 印象評価値(22項目)の推定
- 建築年代、空間分布、賃料との関係を分析  
→不動産研究における建物外観の重要性を示す

## 3. 研究の新規性

物件単位のデータセットから、**建物単位のデータベースを構築した上で、建物外観の重要性を示す際に、解釈可能な変数として「印象」を用いている点。**

## 4. 使用するデータ

### LIFULL HOME' S データセット※1

全国約533万件の賃貸物件属性情報および間取り図や内外観画像約8,300万枚

賃料、面積、立地、築年月、間取り、構造、諸設備、階数、周辺施設との距離



建物属性情報例

内外観画像例

※1 株式会社LIFULL: LIFULL HOME' S データセット、国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ(データセット)、[\(https://doi.org/10.32130/idr.6.0\)](https://doi.org/10.32130/idr.6.0), (2015)

これは、国立情報学研究所が株式会社LIFULLから提供を受けて研究者に提供しているデータセット。全国約533万件についての賃料、面積、立地(市区町村、郵便番号、最寄駅、徒歩分)、築年数、間取り、建物構造、諸設備などのデータと各物件に対する間取り図や室内写真などの画像データが含まれる。

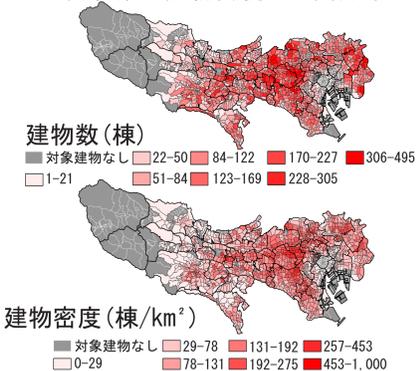
## 5. データの前処理

建物単位の分析を行うため、物件を建物単位へ集約

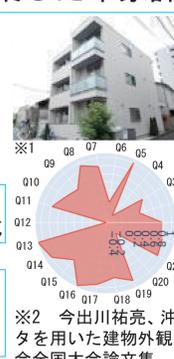
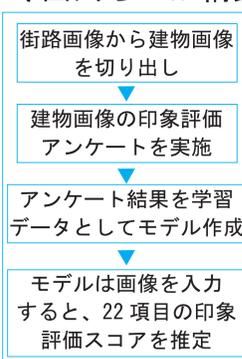
対象の物件の条件  
対象地域: 東京都  
階数: 3階建て以下  
(建設中のものを除く)  
物件数: 417,965件

属性情報と画像情報より、同一建物にあるとみなされる物件を集約  
建物数: 102,719棟

建物数と建物密度の空間分布

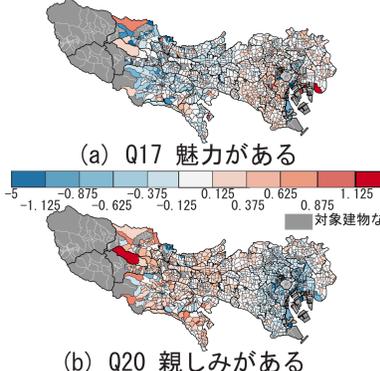


今出川ら※2が構築した印象評価推定モデルの概要



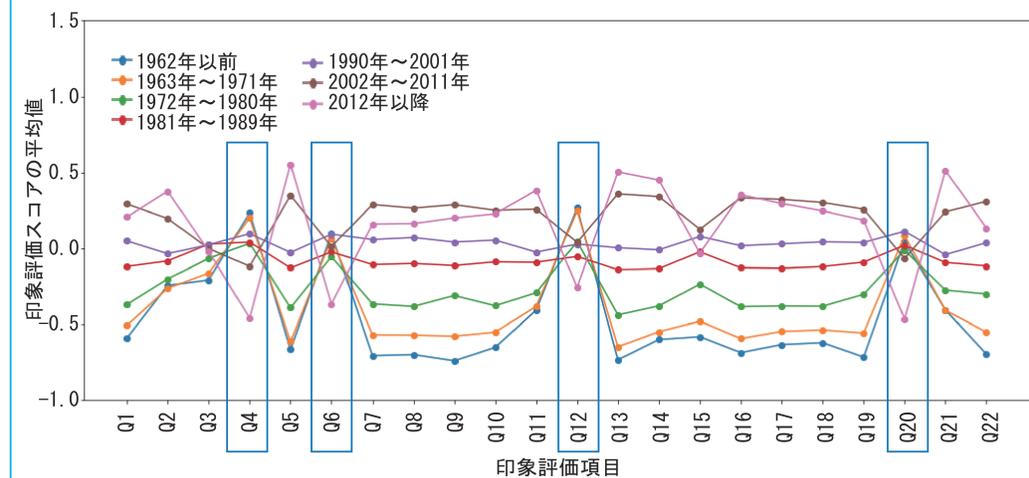
Q1 好きだ	Q12 趣がある
Q2 面白い	Q13 清潔感がある
Q3 複雑だ	Q14 おしゃれだ
Q4 柔らかい	Q15 活気がある
Q5 現代的だ	Q16 高級感がある
Q6 温かい	Q17 魅力がある
Q7 安心だ	Q18 入りたい
Q8 快適だ	Q19 秩序がある
Q9 均整がとれている	Q20 親しみがある
Q10 有機的だ	Q21 斬新だ
Q11 繊細だ	Q22 重厚感がある

市区町村別の印象評価スコアの例



## 6. 印象評価スコアと建築年代の関係

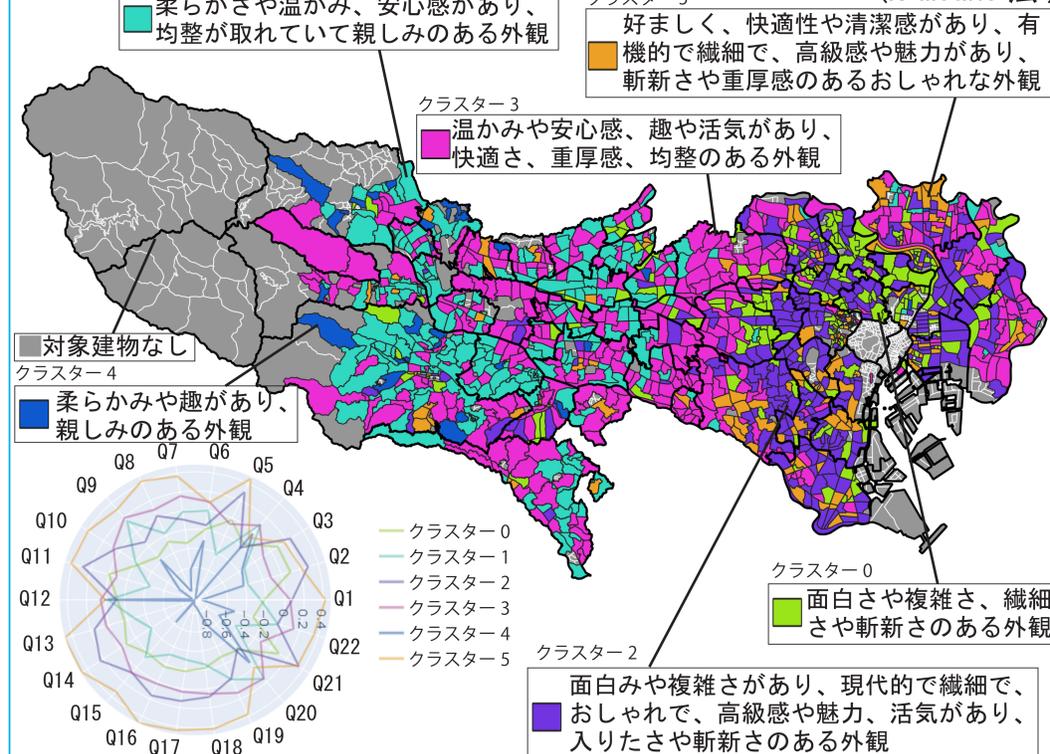
建築基準法の耐震基準改正時期を考慮した、7つの建築年代に各建物を分類し、各建築年代の印象評価スコアの平均値を分析



多くの印象評価項目では、年代が新しいとスコアが上昇する傾向  
青枠内の項目は年代が古いとスコアが上昇

## 7. 印象評価スコアの空間分布

郵便番号別の印象評価スコアの平均値をもとに、クラスタリングを実施(K-means法)



## 9. まとめ

- 建物外観から受ける印象の傾向を定量的に分析を行うことで、建築年代、空間分布、賃料との関係を分析。
- 建物外観の印象は上記と関係を持つため、不動産研究における、外観を考慮することの有意性を示した。

## 8. 印象評価スコアと賃料の関係

ヘドニック分析を用いた、賃料(平米単価)の影響分析

説明変数: 建物外観の印象評価スコア、部屋の面積、築年数、周辺施設との距離、駅の規模、etc  
各説明変数の平米単価への影響度を分析

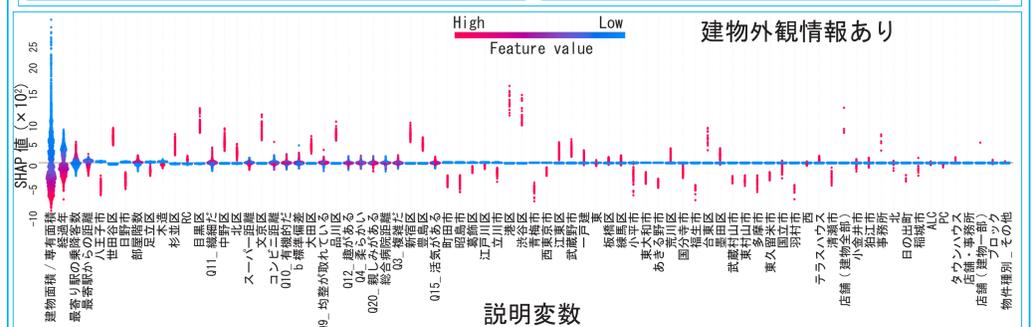
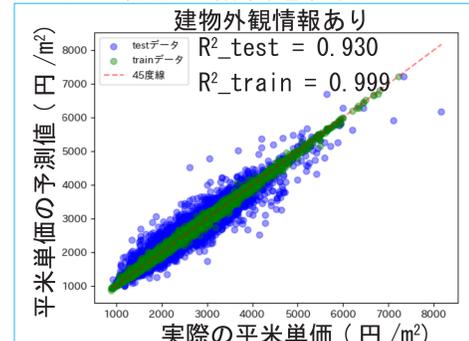
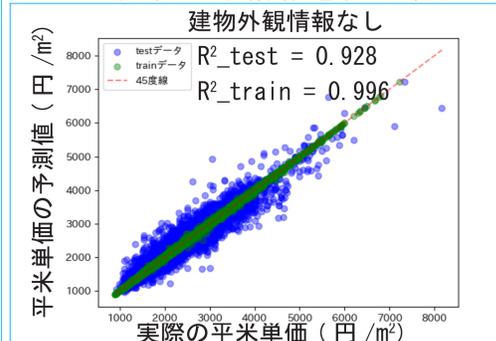
### XGBoost※3について

データの分類を行う決定木を用いて目的変数の予測を行う、非線形を考慮した、決定木モデル。  
多くの決定木を組み合わせる、ブースティングを行うことで、高精度の予測が可能。  
※3 Tianqi Chen, Carlos Guestrin: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, arXiv:1603.02754, 2016

### TrainとTestの割合

今回の分析には説明変数に欠損値を含まない23,670件の物件を用い、Train: Test = 7:3(15,569件: 7,101件)に分割したうえで、モデルの学習を行った。

非線形モデルのXGBoostを用いて、建物外観情報を含む場合と含まない場合で精度を検証

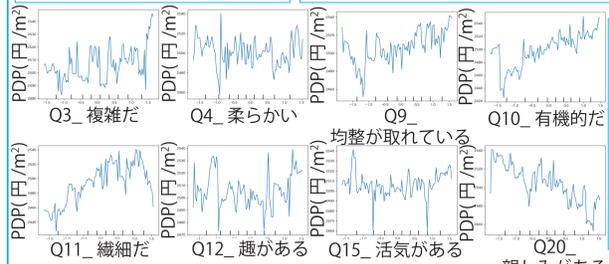


### SHAP値について

機械学習モデルの予測に対する各説明変数の寄与度を評価する手法。  
プロットが左右に伸びている程、その説明変数が予測結果に大きく寄与している。また、プロットの色が赤いほどデータの値が大きいことを示す。

### 結果の考察

- 建物外観情報は平米単価に影響を与える要素の一つ。
- 平米単価へ与える影響が大きい要素として、面積や経過年、最寄り駅の乗降客数、最寄り駅からの距離があげられる。
- 区部と多摩部では、区部のほうが賃料が高くなる傾向。
- Q11\_繊細だ、Q10\_有機的だ、Q3\_複雑だなどの項目はスコアが増加すると、平米単価も増加する。一方、Q20\_親しみがあるはスコアが増加すると平米単価が減少する。



### 印象評価スコアと賃料の関係

PDPより、変化した際の平米単価の金額の変化を読み取れる。  
例えば、「有機的だ」の印象を0から1に向上させることの価値は、平米単価に換算すると約50円/m²の上昇に相当する。

## 10. 今後の課題

- 建物外観に関する説明変数  
Semantic Segmentationを用いた建物外観構成要素の抽出を試みたが、画像の解像度が低く、要素の抽出ができず、説明変数に加えられなかったため、今後は建物外観の変数をより増やすことを目指す。