

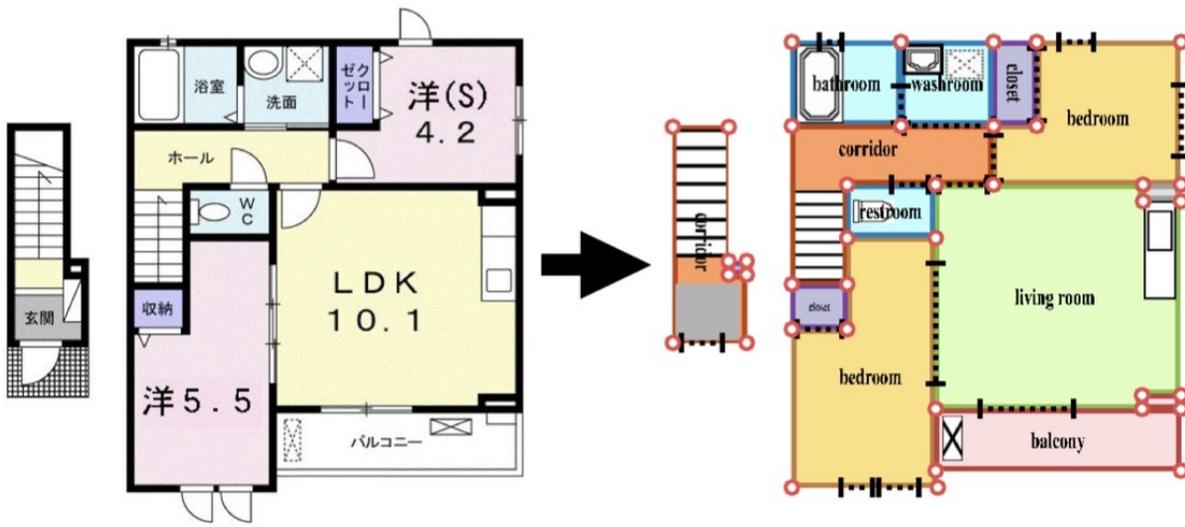
不動産間取り画像を用いた 物件の住み心地予測と街魅力分析への応用

北林 遼大¹ 梶原 太郎² 山崎 俊彦¹

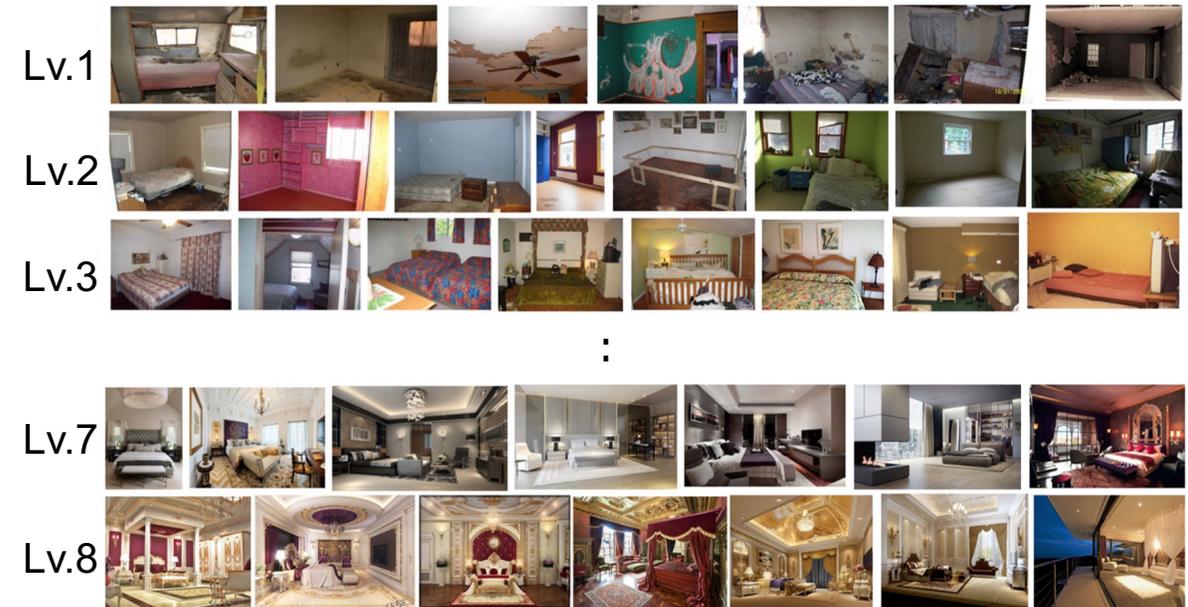
¹ 東京大学 ² ニュージャージー工科大学

研究の背景

- 不動産分野における先行研究：客観的な観点による解析にとどまる
 - 深層学習を用いた**間取り構造の解析** [Liu+, ICCV2017]
 - 外観・内観画像を用いた物件の**価格予測** [Omid+, MVA2018]



[Liu+, ICCV2017]



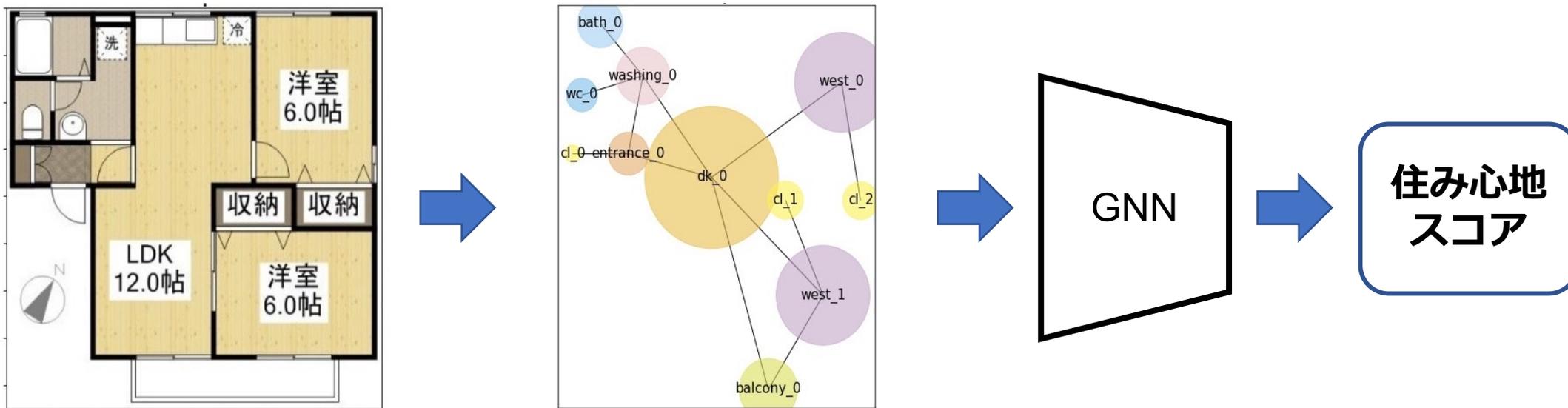
[Omid+, MVA2018]

研究の背景・目的

- 不動産分野における先行研究：客観的な観点による解析にとどまる
 - 深層学習を用いた**間取り構造の解析** [Liu+, ICCV2017]
 - 外観・内観画像を用いた物件の**価格予測** [Omid+, MVA2018]
 - 本研究：**「住み心地」**という主観的な観点に着目
 - 「開放感がありそうだ」, 「水回りの使い勝手が良さそうだ」など
- 間取り図から**不動産物件の「住み心地」を予測**

昨年度の研究成果

- グラフ化した間取りデータを **Graph Neural Networks (GNN)** に入力し解析
- 間取り中に含まれる部屋の種類やそれらの接続関係に基づいて
住み心地スコアを予測



間取りのグラフ化 [Yamada+, ICCE2021]

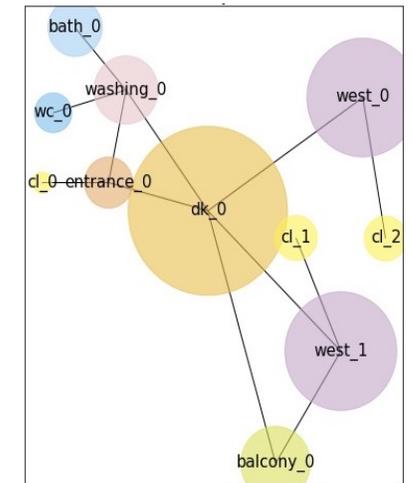
- 部屋の種類, 接続関係に関する情報を間取り図画像から抽出
 1. **Semantic segmentation** による間取り図の認識
 2. 部屋同士の接続関係を考慮し, **グラフ**を自動的に作成



Semantic Segmentation

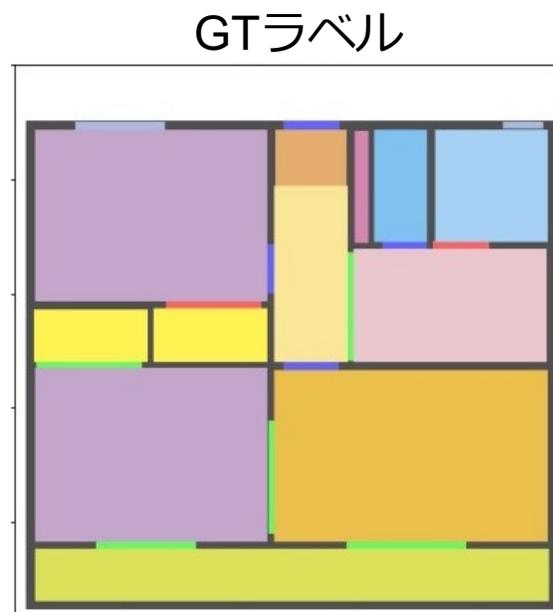


グラフ化



間取りのグラフ化に用いたデータセット

- 間取り図画像とアノテーションのセット (3,800 件)
 - **LIFULL HOME'S データセット**※の間取り図
 - それに対して付与されたアノテーションラベル (GT ラベル)



17種類のラベル		
壁	洗面所	開き戸
和室	バルコニー	引き戸
洋室	玄関	折り戸
ダイニング	廊下	窓
トイレ	階段	unknown
浴室	収納	

住み心地の予測に使用したデータセット

- 1,000件の間取り図画像 + 9種類の魅力度スコア [梶原+, JSAI2020]

Q1. 開放感

Q2. 現代感

Q3. 高級感

Q4. 動線

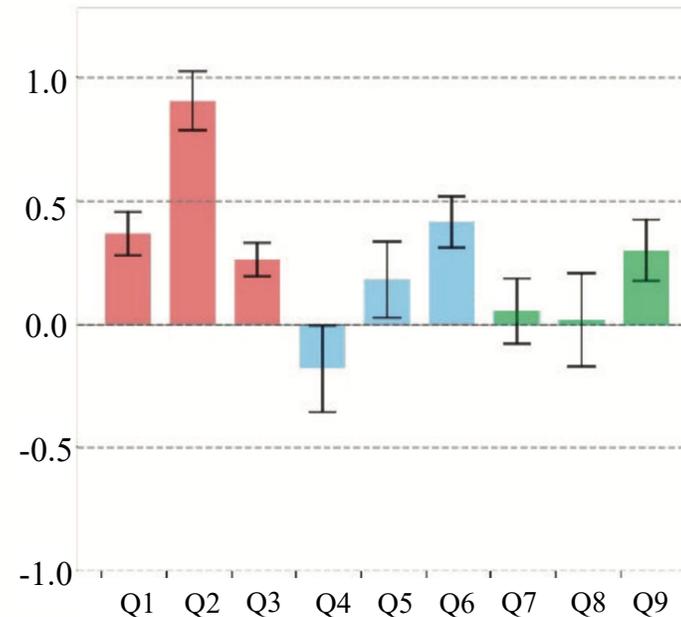
Q5. 水回り

Q6. 収納

Q7. 風通し

Q8. 日照条件

Q9. プライバシー



昨年度の研究成果：住み心地の予測

- 9 種類のスコアおよびそれらの平均値（Total スコア）を予測するモデルを計 10 個構築
- 評価指標：実スコアと予測スコア間の相関係数

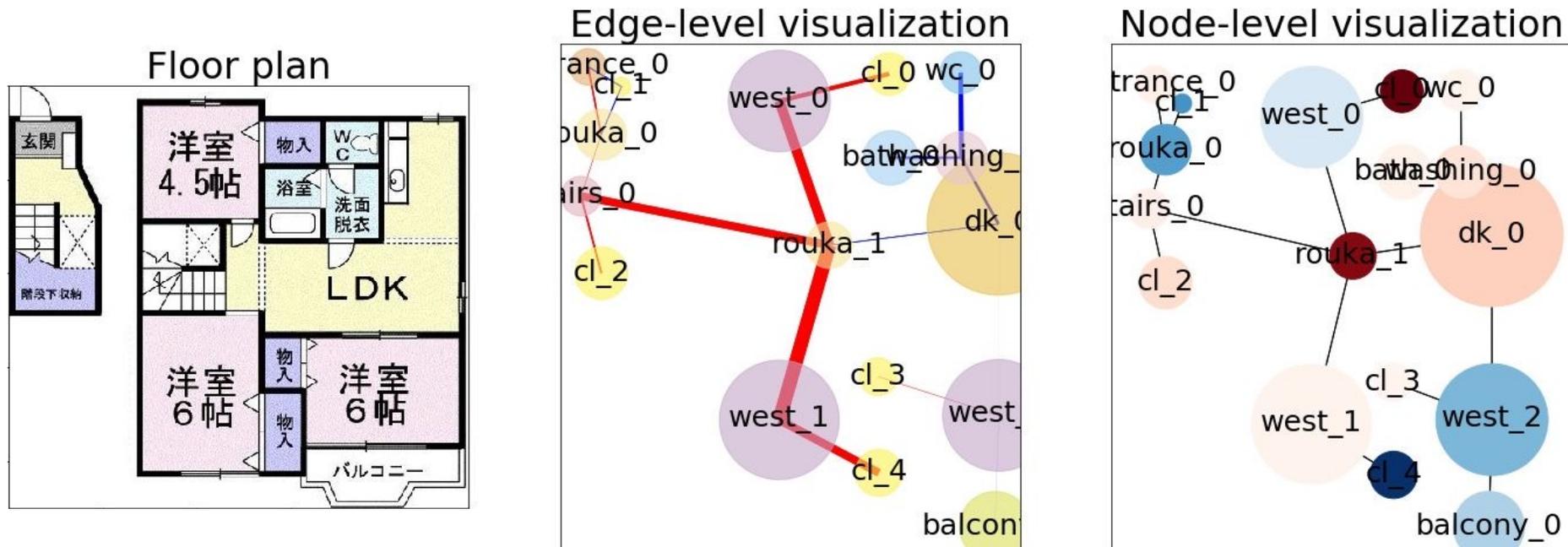
$$r_{xy} = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}}$$

ただし、 x_i は間取り i の実スコア、 y_i はスコアの予測値

項目	Q1 開放感	Q2 現代感	Q3 高級感	Q4 動線	Q5 水回り	Q6 収納	Q7 風通し	Q8 日照条件	Q9 プライバシー	Total
相関係数	0.528	0.740	0.694	0.515	0.423	0.626	0.382	0.464	0.744	0.541

昨年度の研究成果：住み心地要因の可視化

- **LIME** [Ribeiro+, KDD2016] を用いた予測モデルの**判断根拠の可視化**
 - LIME：複雑なモデルを、より単純な線形モデルにより近似することで、モデルの判断根拠を示す
 - 間取り中のどのような構造が魅力度の増減に寄与しているのかを可視化



その後のアップデート

- **住み心地予測手法の改善**

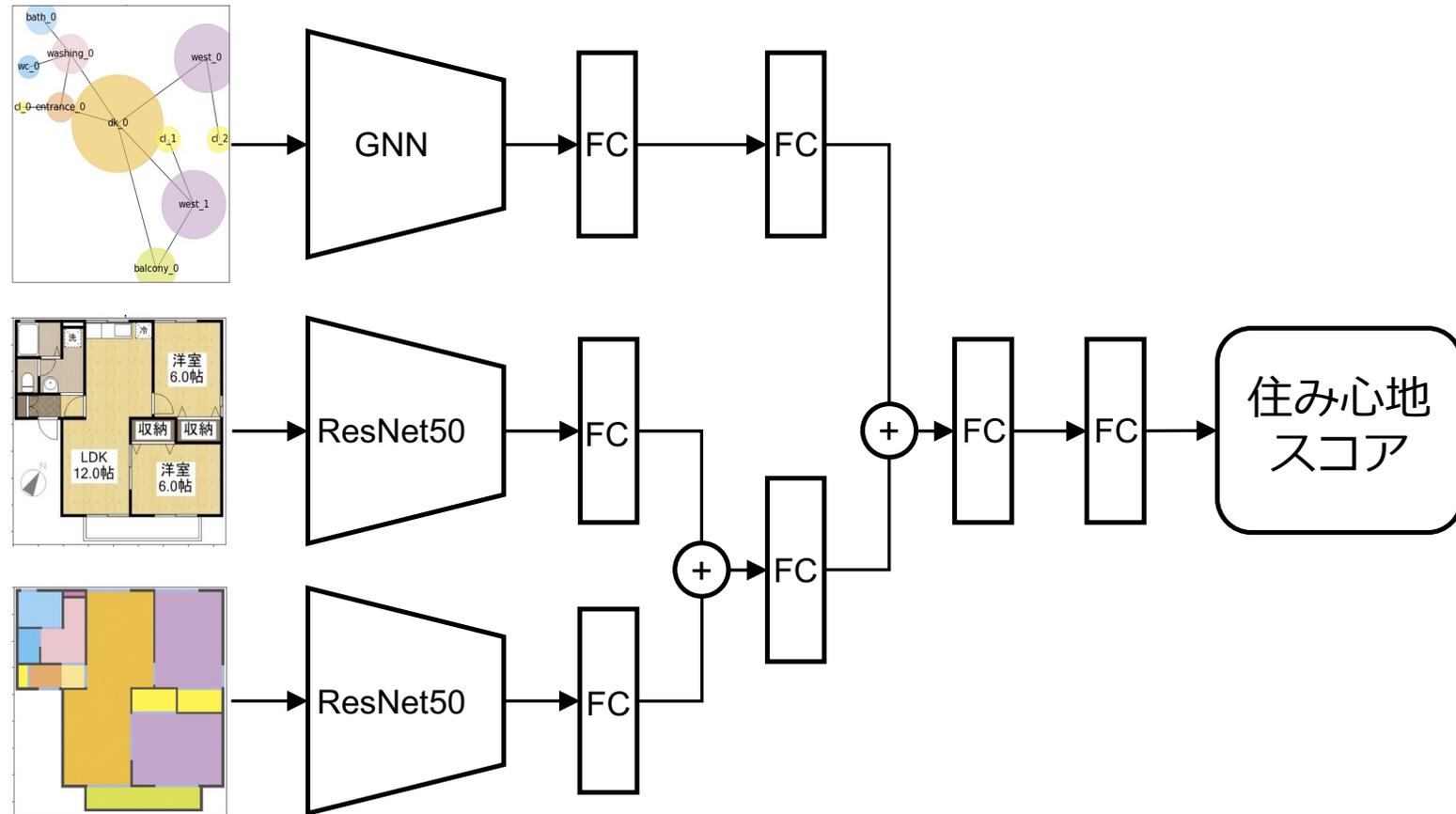
- 間取りグラフに加え、元の間取り図画像等も考慮した予測モデル

- **街の魅力度解析への応用**

- 「住み心地予測モデル」を東京23区内に存在する不動産物件に適用

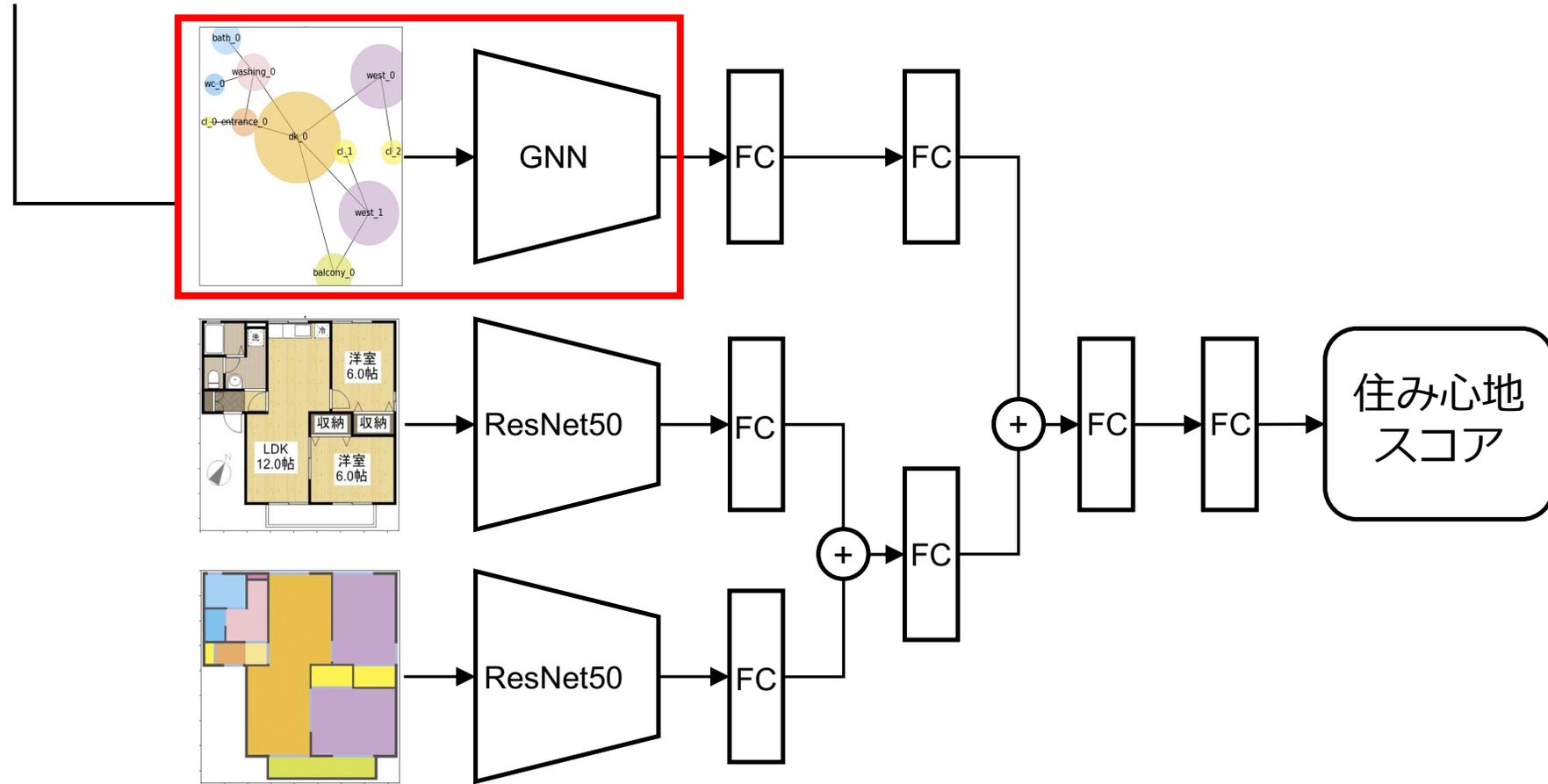
住み心地予測手法の改善

- 間取りグラフに加え、元の間取り図画像等も考慮した予測モデル



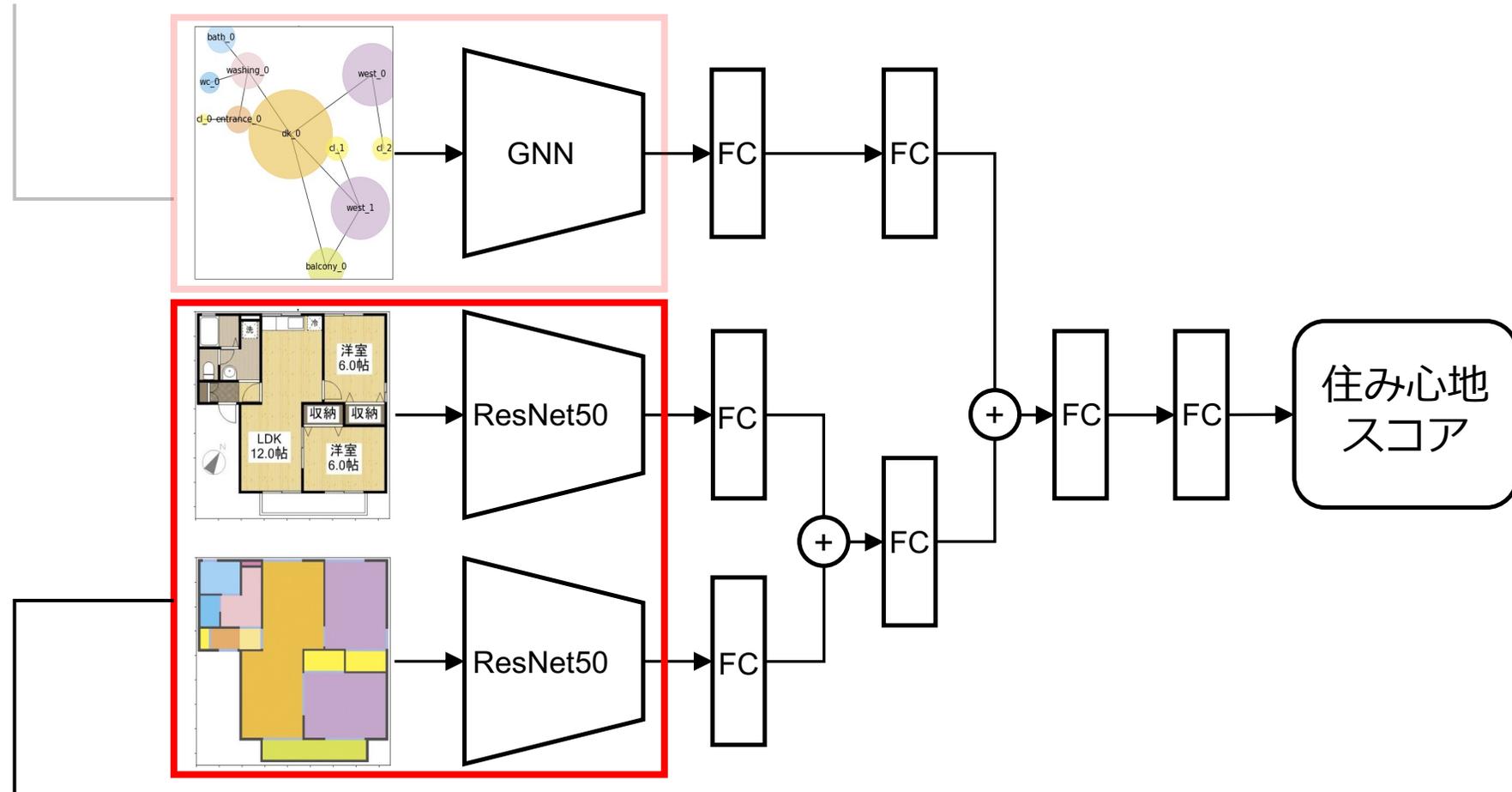
住み心地予測手法の改善

Graph Neural Networks (GNN) を使用



住み心地予測手法の改善

Graph Neural Networks (GNN) を使用

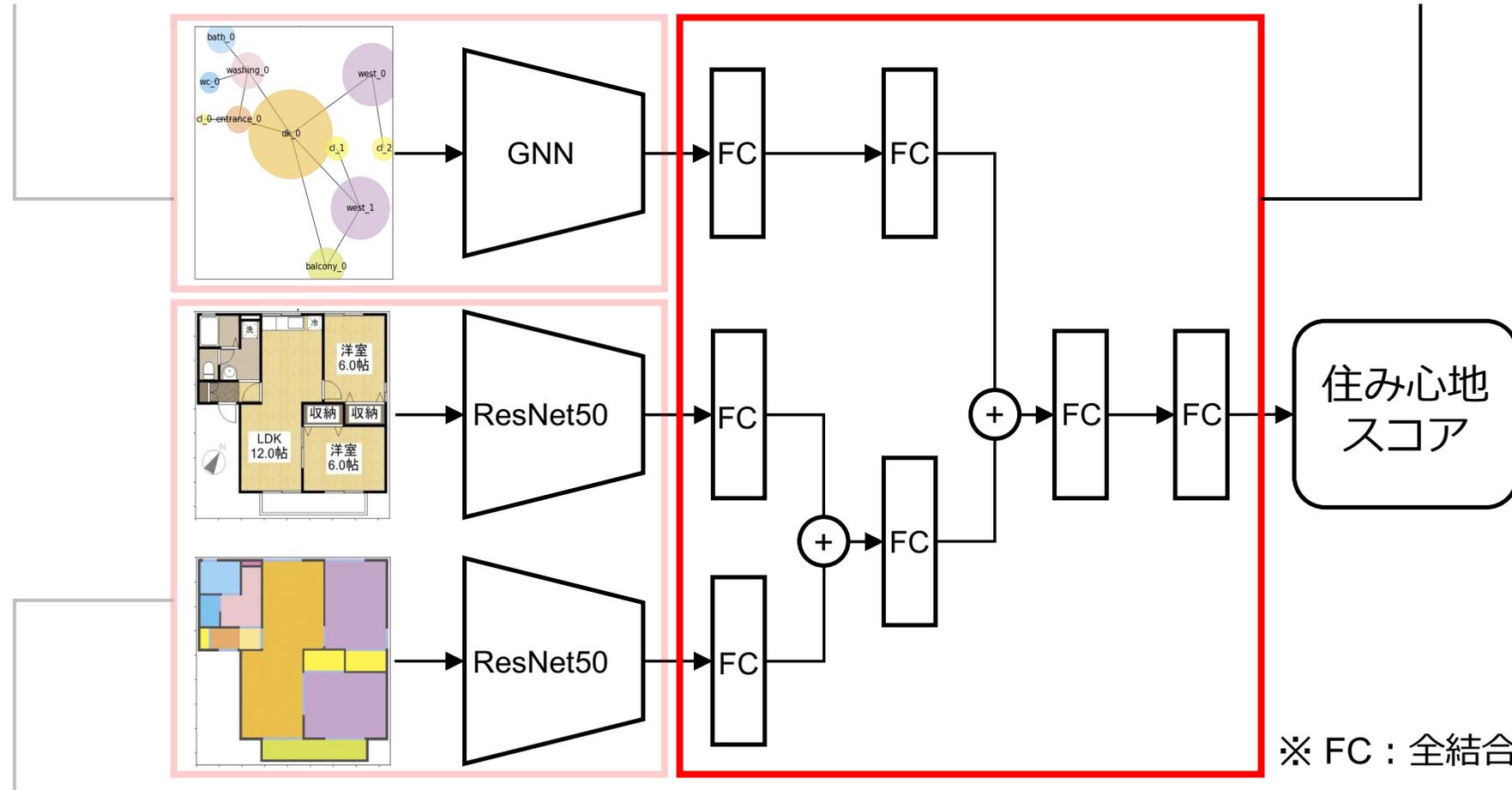


ImageNet で学習済みの **ResNet50** [He+, CVPR2016] を特徴抽出器として使用

住み心地予測手法の改善

Graph Neural Networks (GNN) を使用

抽出した特徴量を基に
住み心地スコアを予測



ImageNet で学習済みの **ResNet50** [He+, CVPR2016] を特徴抽出器として使用

結果：住み心地予測手法の改善

- 提案手法（Proposed）と以下の手法を比較
 - Graphs only : 間取りグラフのみを用いて住み心地の予測を行う
 - Images only : 間取りグラフ以外の画像情報のみを用いて予測を行う
- 提案手法を用いた場合の相関係数の平均値：0.694
 - 項目別に見ても、他の手法よりも優れた精度で予測を行うことに成功

Methods	Q1 開放感	Q2 現代感	Q3 高級感	Q4 動線	Q5 水回り	Q6 収納	Q7 風通し	Q8 日照条件	Q9 プライバシー	Total	Avg.
Graphs only	0.528	0.740	0.694	0.515	0.423	0.626	0.382	0.464	0.744	0.541	0.566
Images only	0.490	0.600	0.549	0.432	0.392	0.518	0.363	0.402	0.567	0.553	0.491
Proposed	0.791	0.813	0.793	0.604	0.527	0.704	0.568	0.557	0.802	0.781	0.694

結果：住み心地予測手法の改善

- 特に、開放感 (Q1), 現代感 (Q2), 高級感 (Q3), プライバシー (Q9) の予測精度は高い
- 精度が低い項目：水回り (Q5), 風通し (Q7), 日照条件 (Q8)
 - 上記の項目と関係が深いもの：キッチンや浴室, 窓やバルコニーなど
 - 間取り図からこれらに関する情報をより適切に抽出する工夫が必要か

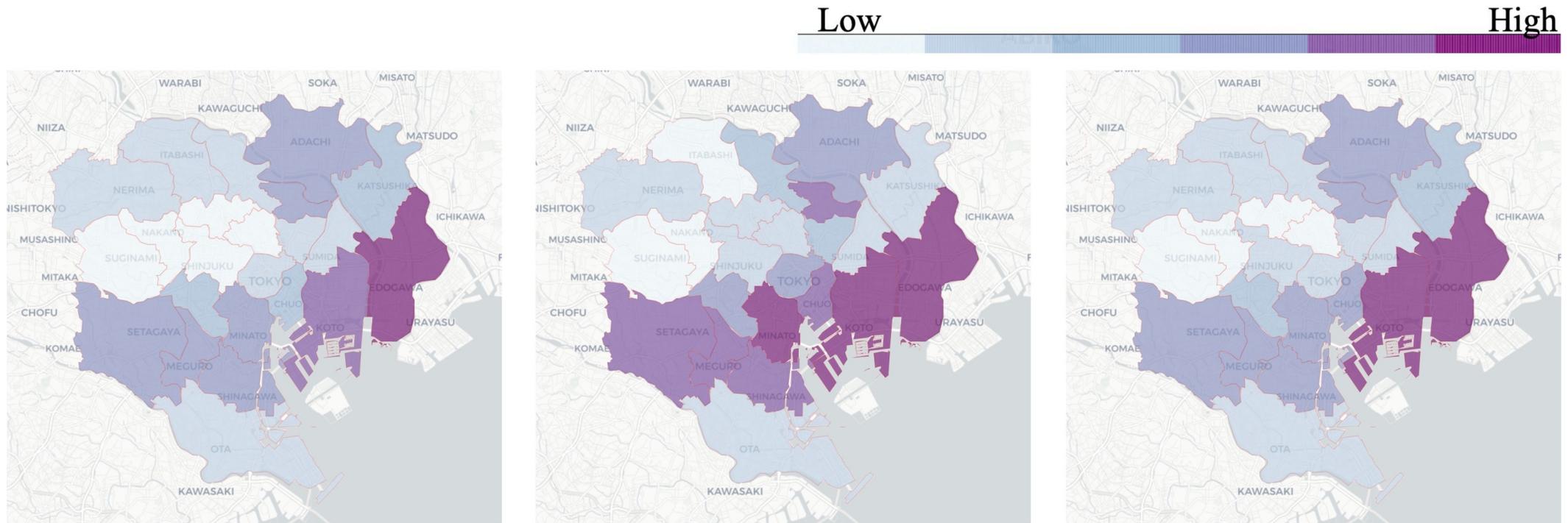
Methods	Q1 開放感	Q2 現代感	Q3 高級感	Q4 動線	Q5 水回り	Q6 収納	Q7 風通し	Q8 日照条件	Q9 プライバシー	Total	Avg.
Graphs only	0.528	0.740	0.694	0.515	0.423	0.626	0.382	0.464	0.744	0.541	0.566
Images only	0.490	0.600	0.549	0.432	0.392	0.518	0.363	0.402	0.567	0.553	0.491
Proposed	0.791	0.813	0.793	0.604	0.527	0.704	0.568	0.557	0.802	0.781	0.694

街の魅力解析への応用

- 「住み心地」という観点に基づいた街の魅力解析
 - 構築した住み心地予測モデルを実際に販売されている物件に対して適用しそれぞれの物件の住み心地を予測
 - 地域ごと（区単位 / 駅単位）における住み心地スコアの違いを比較
- 分析の対象※：東京23区内における売買物件（7,915件）

結果：街の魅力解析への応用

- 23区ごとに、開放感・現代感・高級感のスコアを比較
 - スコアが高い地域：湾岸エリア（江東区，港区など），荒川沿いの地域，世田谷区や目黒区



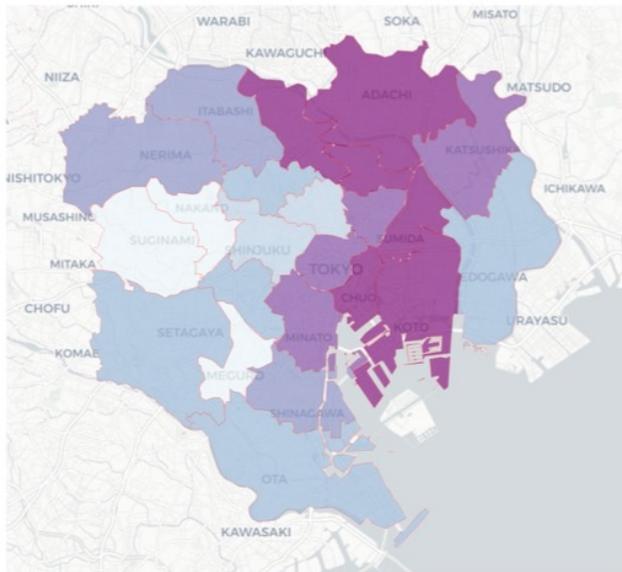
Q1：開放感

Q2：現代感

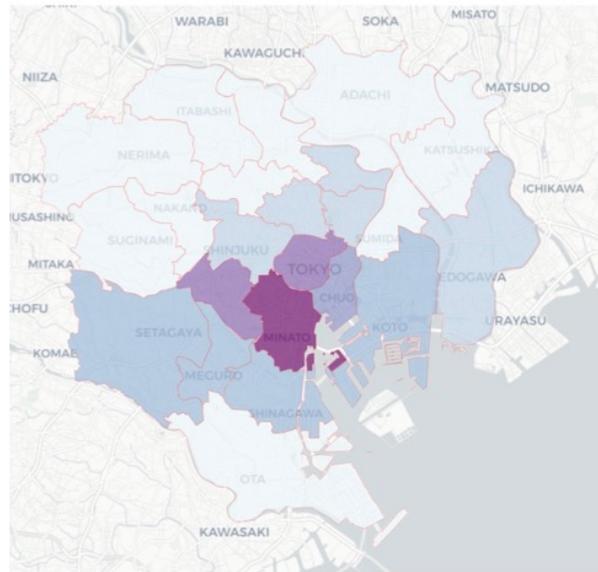
Q3：高級感

結果：街の魅力解析への応用

- 物件の築年数，販売価格の平均値と住み心地スコアとの比較
- 築年数が浅い / 価格が高い地域では住み心地が高い傾向



築年



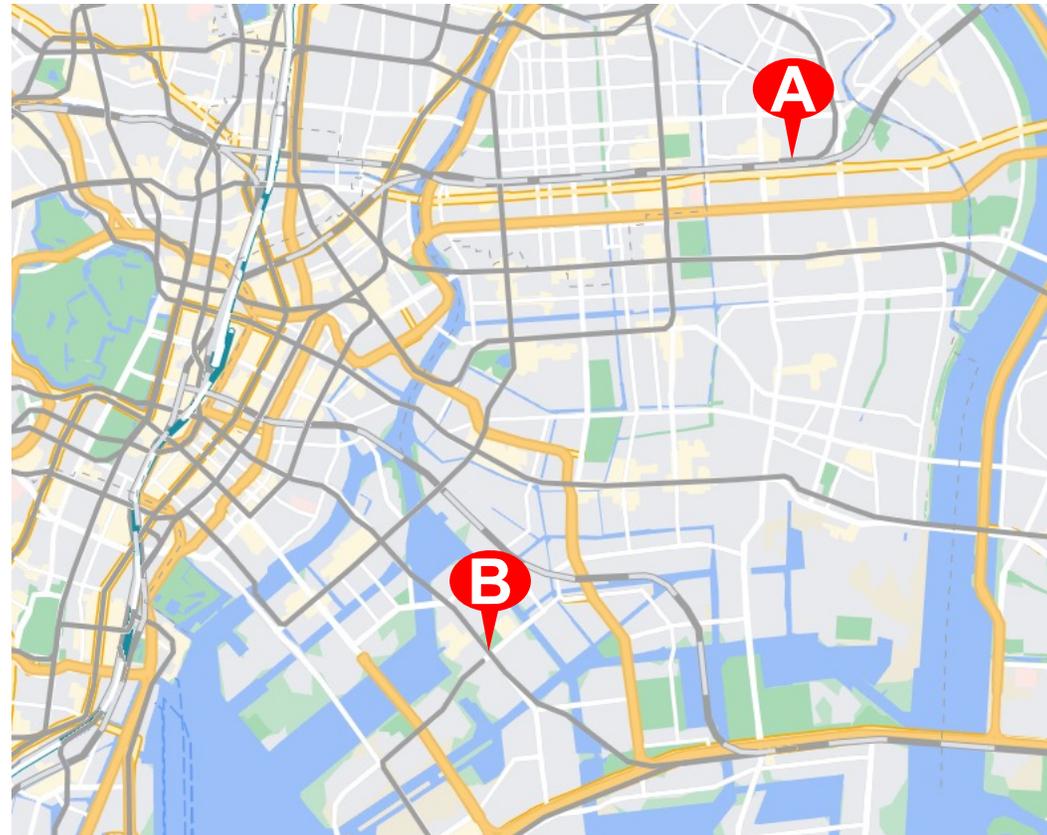
販売価格 (万円)

表：築年および販売価格と各住み心地スコアとの間の相関係数

	開放感	現代感	高級感
築年	0.232	0.337	0.165
価格	0.465	0.349	0.501

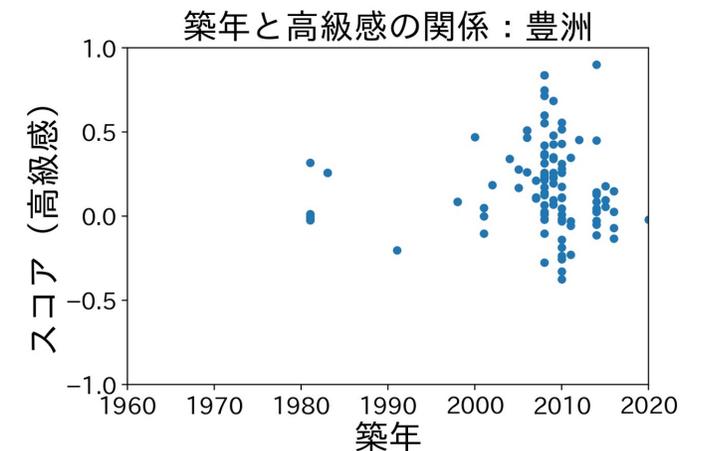
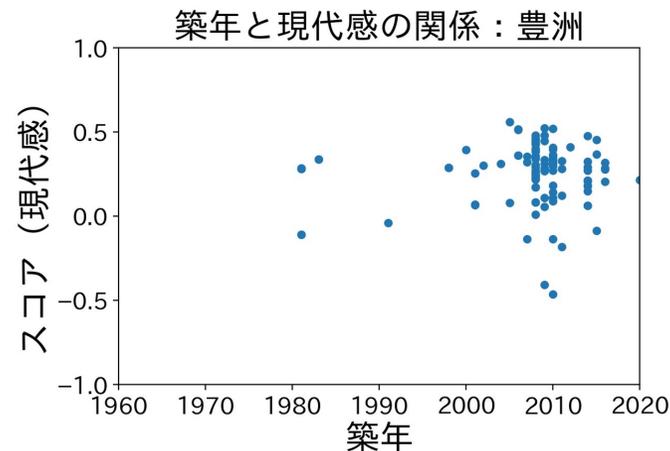
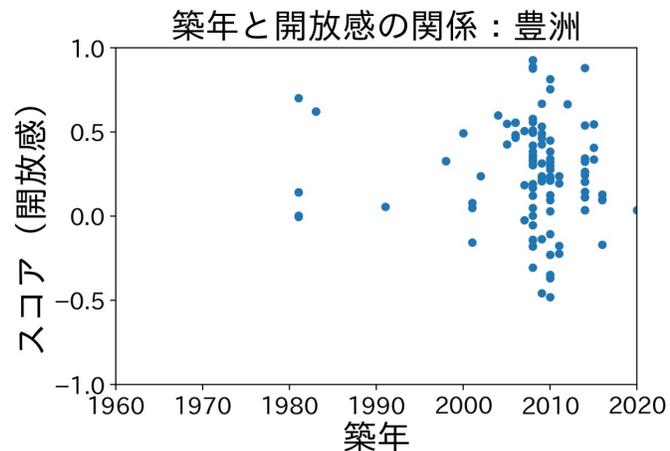
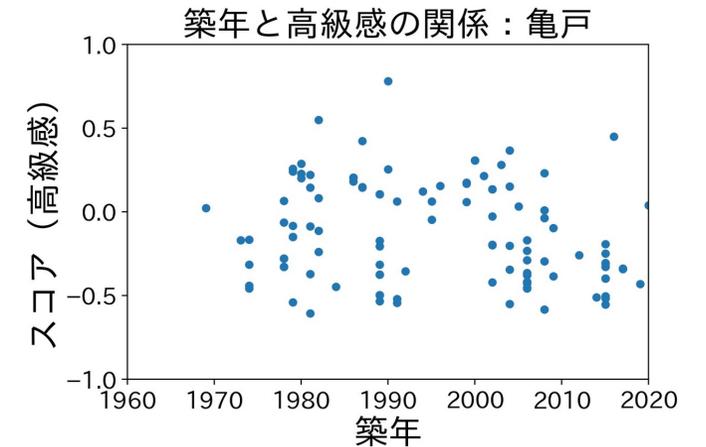
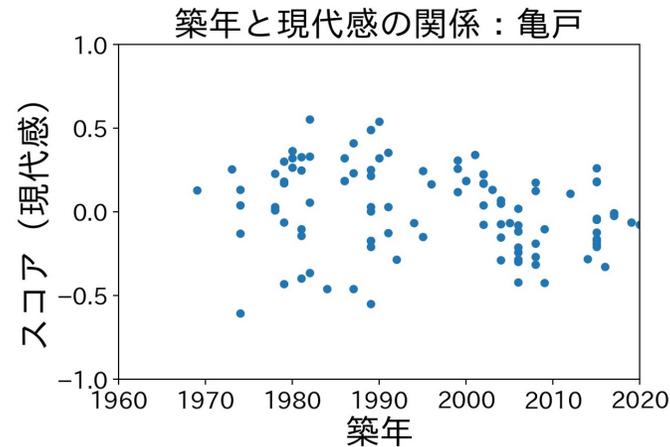
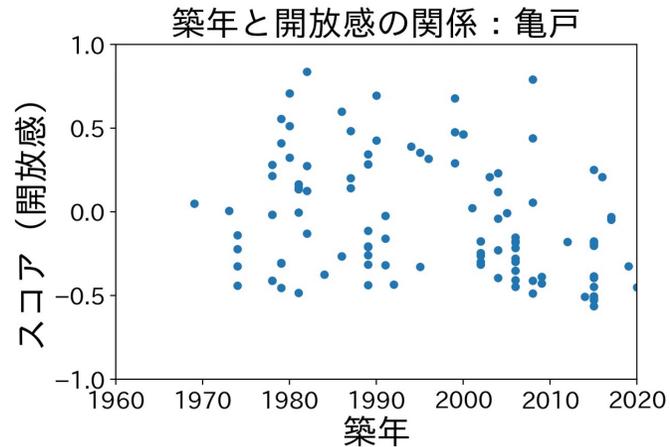
駅ごとに着目した住み心地の比較（江東区）

エリア	対象物件数	Q1：開放感	Q2：現代感	Q3：高級感
A：亀戸駅周辺	110	-0.050	0.018	-0.129
B：豊洲駅周辺	111	0.259	0.257	0.177



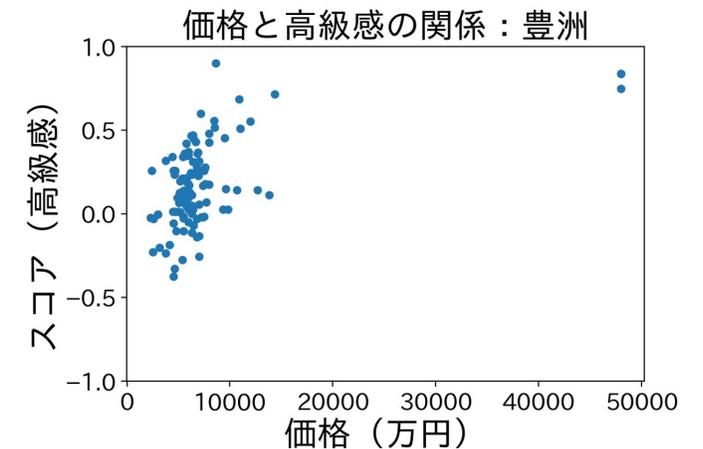
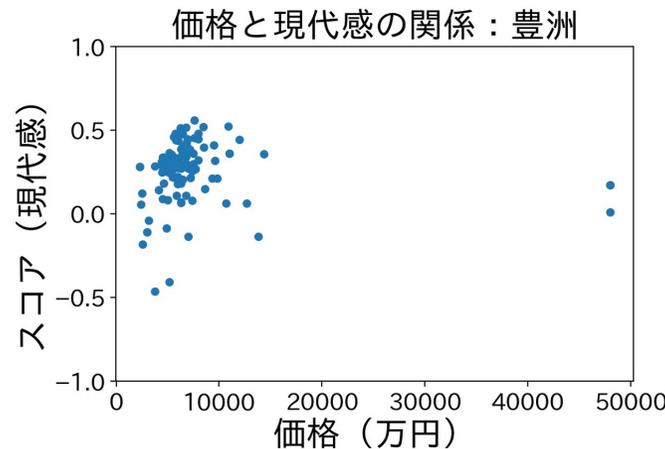
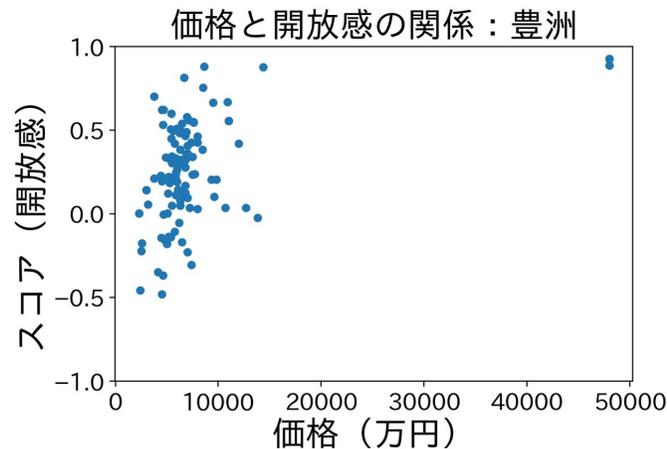
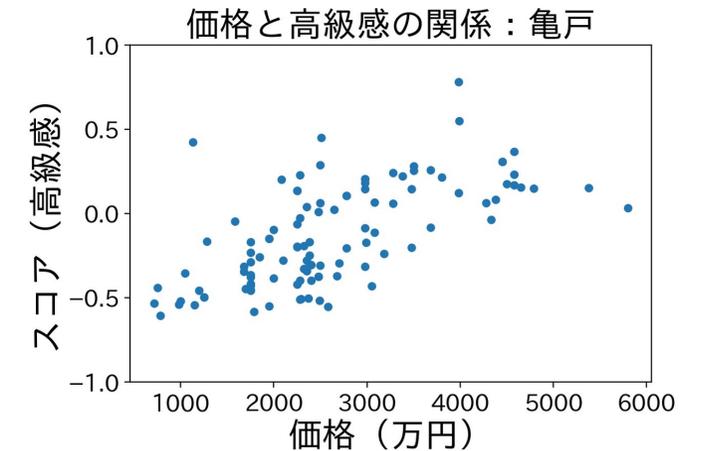
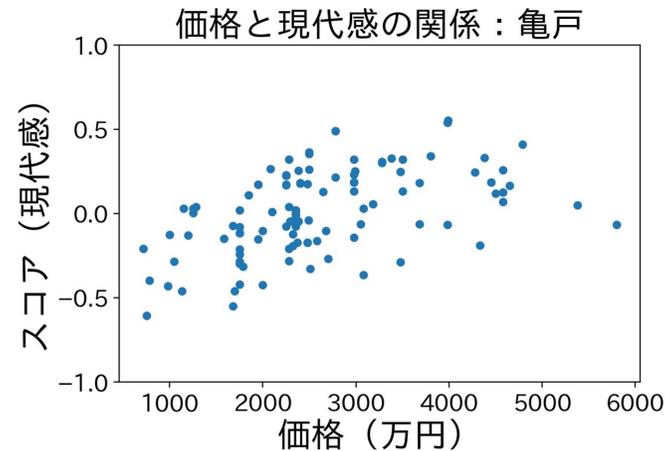
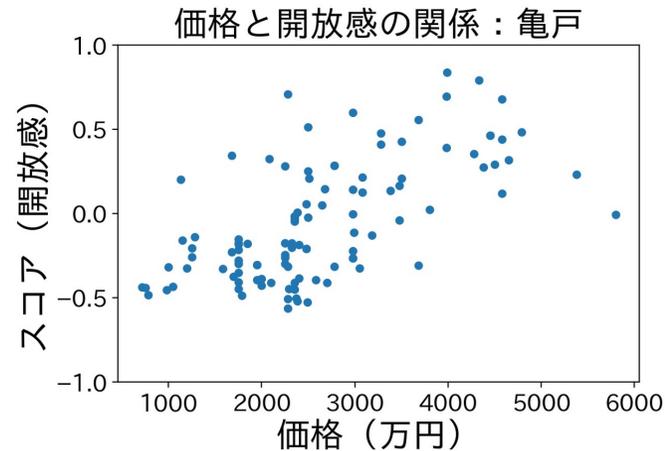
駅ごとに着目した住み心地の比較（江東区）

エリア	対象物件数	Q1：開放感	Q2：現代感	Q3：高級感
亀戸駅周辺	110	-0.050	0.018	-0.129
豊洲駅周辺	111	0.259	0.257	0.177



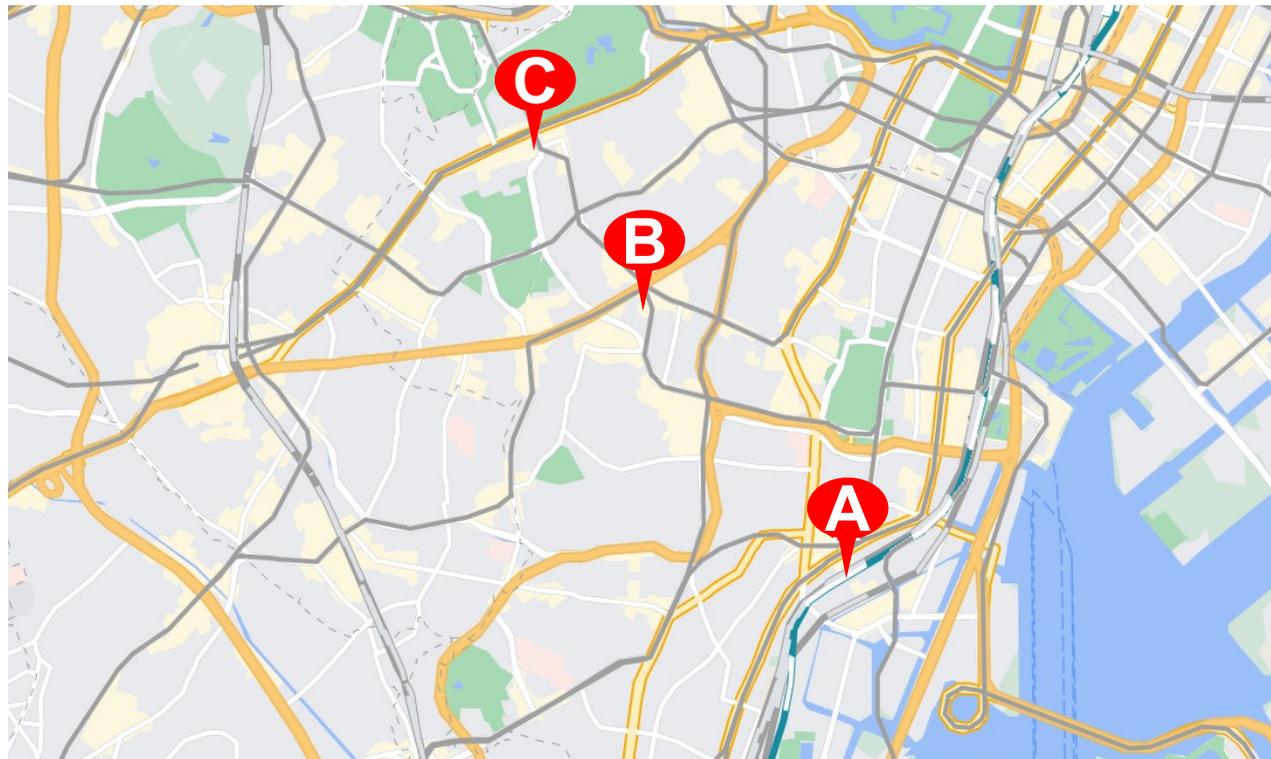
駅ごとに着目した住み心地の比較 (江東区)

エリア	対象物件数	Q1 : 開放感	Q2 : 現代感	Q3 : 高級感
亀戸駅周辺	110	-0.050	0.018	-0.129
豊洲駅周辺	111	0.259	0.257	0.177



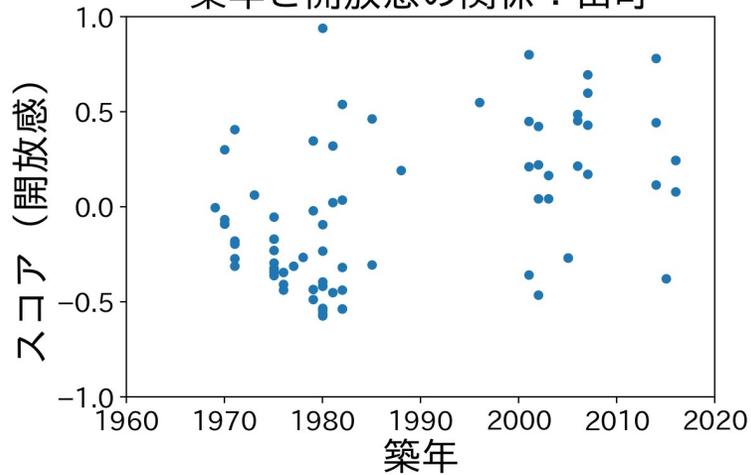
駅ごとに着目した住み心地の比較（港区）

エリア	対象物件数	Q1：開放感	Q2：現代感	Q3：高級感
A：田町駅周辺	80	-0.027	-0.070	-0.129
B：六本木駅周辺	117	0.016	0.225	-0.043
C：青山一丁目周辺	62	0.220	0.234	0.157

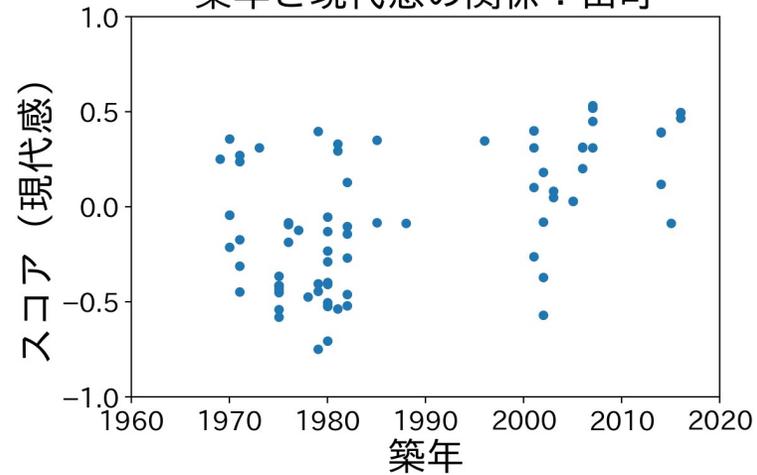


駅ごとに着目した住み心地の比較 (港区)

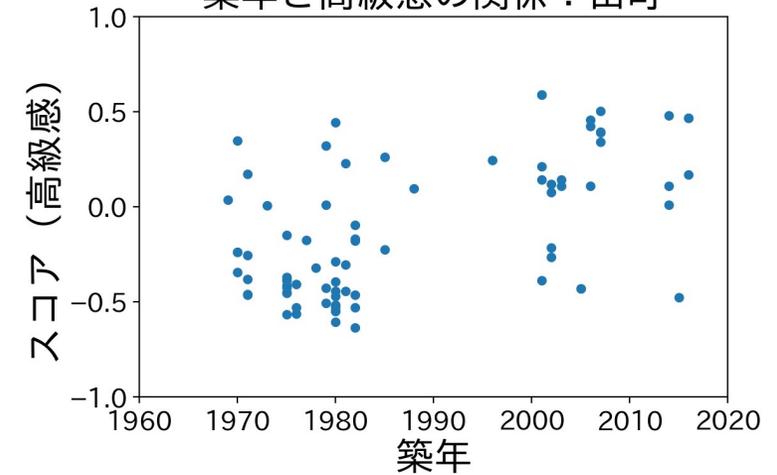
築年と開放感の関係：田町



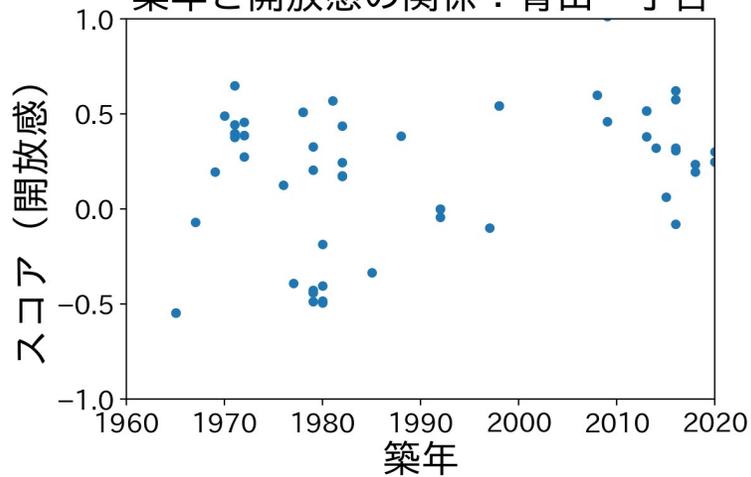
築年と現代感の関係：田町



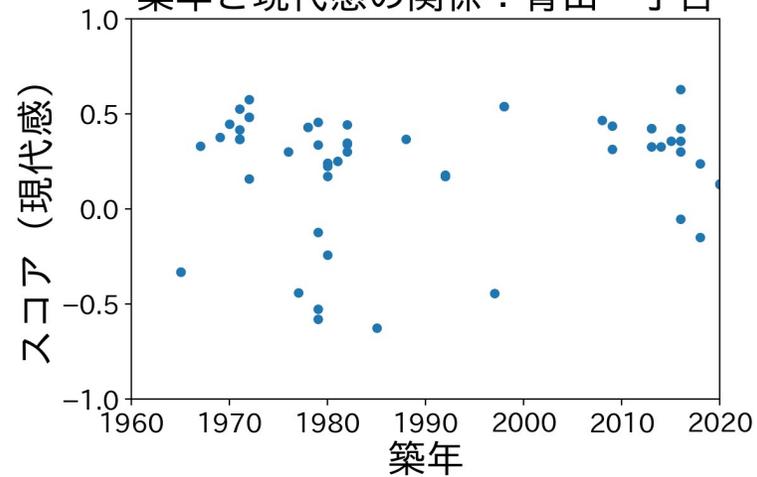
築年と高級感の関係：田町



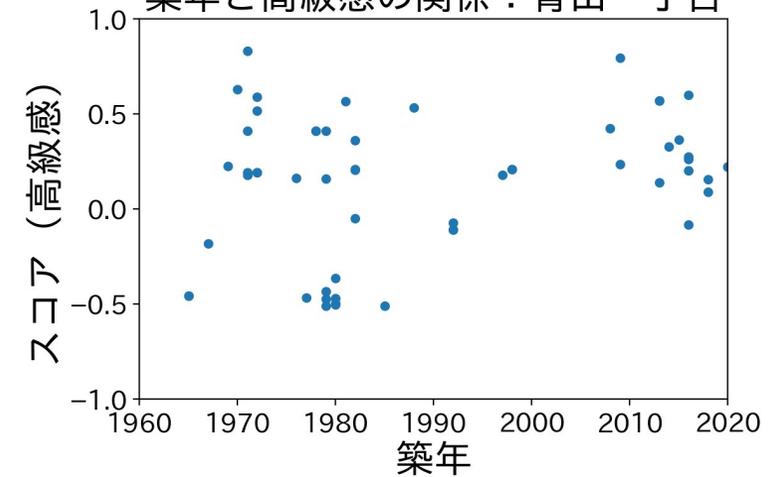
築年と開放感の関係：青山一丁目



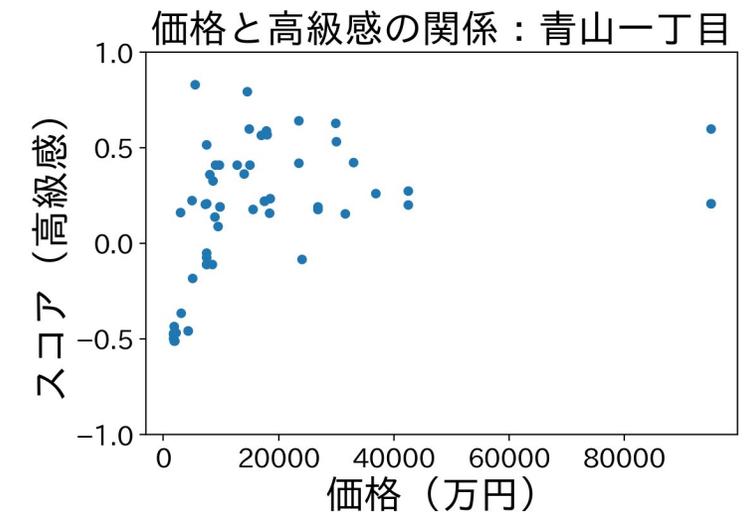
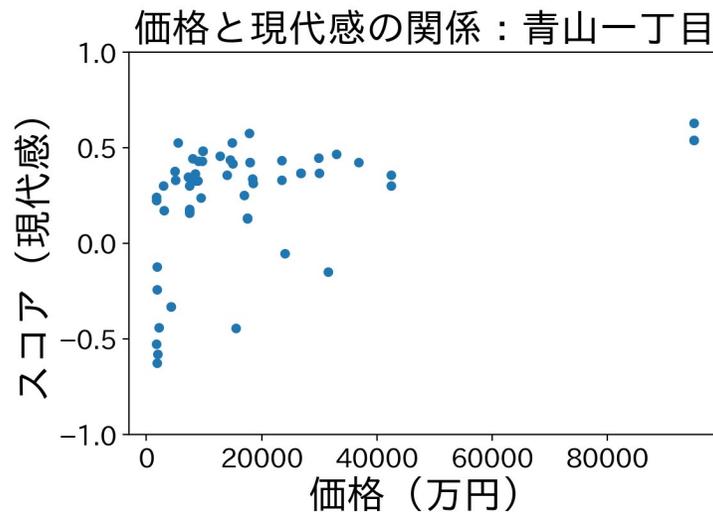
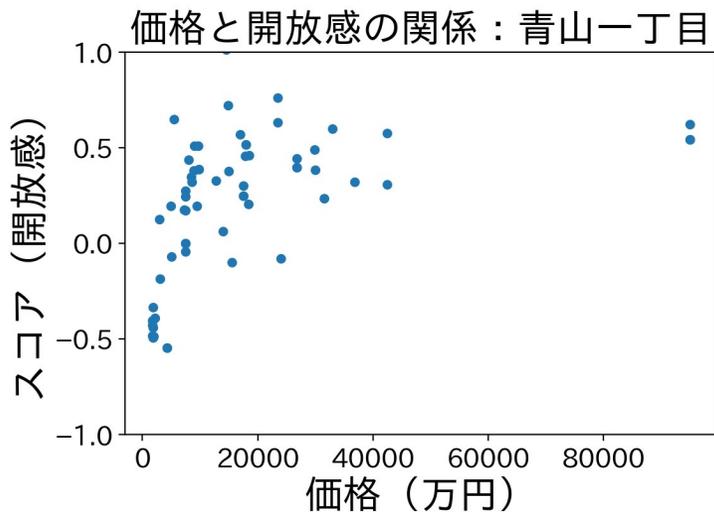
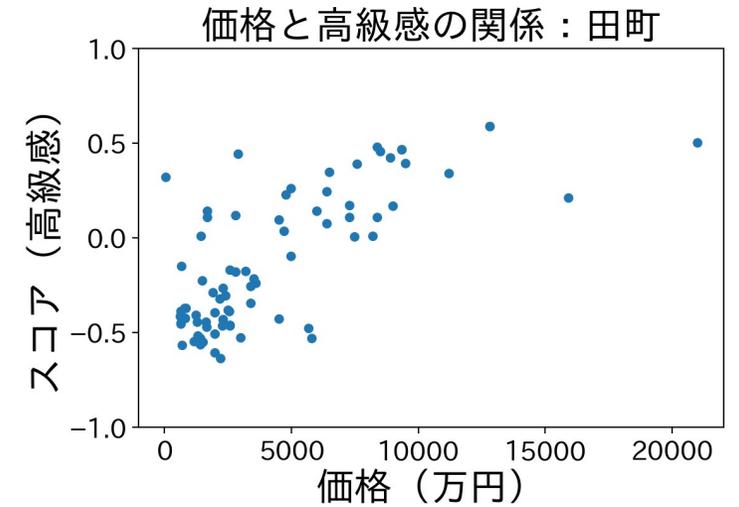
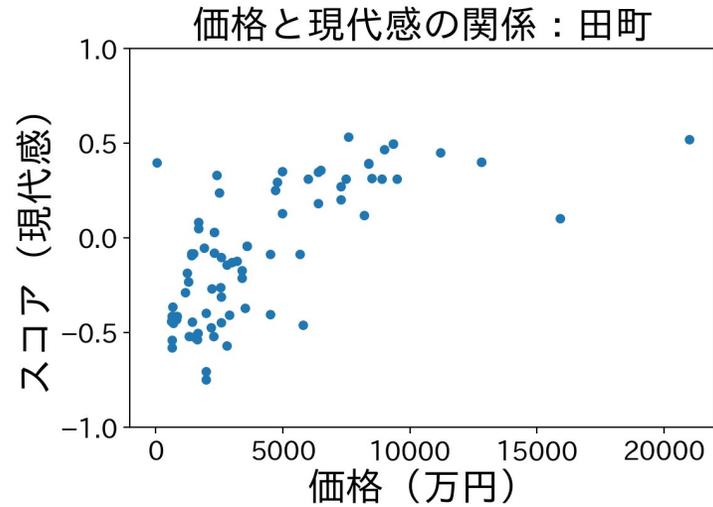
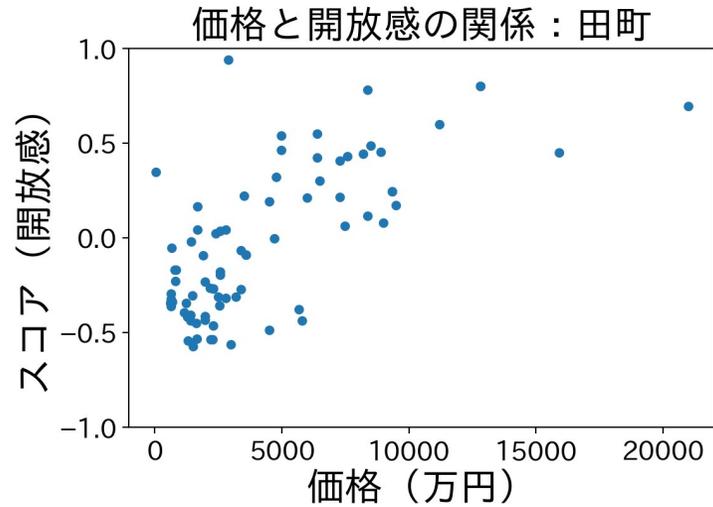
築年と現代感の関係：青山一丁目



築年と高級感の関係：青山一丁目



駅ごとに着目した住み心地の比較 (港区)



まとめ

- 目的：間取り図から「**住み心地**」を予測 + **街の魅力解析**への応用
- 手法：間取り図画像と間取りグラフの両方を**深層学習**を用いて解析
- 実験：高い相関での住み心地予測に成功（相関係数 = 0.694）
「住み心地」に基づいた街の魅力解析への応用
- 展望：住み心地の予測精度の改善（水回り, 風通し, 日照条件）
街の魅力度に関する更なる分析（他都市との比較など）