

不動産間取り画像を用いた住み心地要因の分析・可視化

北林 遼大[†]東京大学[†]梶原 太郎[‡]ニュージャージー工科大学[‡]山崎 俊彦[§]東京大学[§]

1 はじめに

近年、機械学習を用いて間取り図を解析する研究が広く行われているが、これらの先行研究の多くは、間取りの構造自体に関する解析 [1] や賃料推定 [2] など、客観的な観点に基づいた解析にとどまっている。そこで、本研究では「住み心地」という主観的な観点に着目し、間取り図から得られる情報を解析することにより、開放感や現代感の有無など、物件に対する主観的な印象の推定を行うことを目的とする。また、本研究で構築した住み心地推定モデルの判断根拠を可視化することで、間取り中のどのような構造が住居に対する評価に影響を与えているのかについての知見を得ることを目指す。

2 提案手法

最初に、住み心地の推定手法について説明する (図 1)。まず、間取り図画像を、部屋をノード、部屋同士のつながりをエッジに対応させた間取りグラフに変換する。次に、間取りグラフを Graph Neural Networks (GNN) に入力し解析することにより、住み心地の予測を行う。

また、上記で構築したモデルに対して LIME [3] を適用することにより、エッジおよびノードに関してスコアに対する寄与度をそれぞれ求める。これに基づき、住み心地に関するスコアの増減に寄与したエッジおよびノードの可視化をそれぞれ行う。

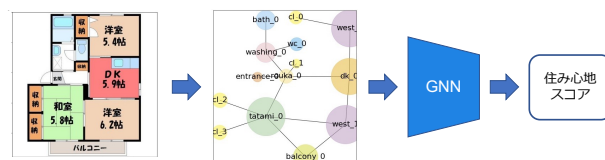


図 1: 提案する住み心地予測モデル

3 実験

3.1 住み心地の推定

間取りの住み心地を推定するにあたり、本実験では梶原ら [4] が作成した、クラウドソーシングにより以下の 9 種類のスコアが付与された間取り図 1,000 件からなるデータセットを使用して実験を行った。

- | | | |
|---------|---------|------------|
| Q1. 開放感 | Q4. 動線 | Q7. 風通し |
| Q2. 現代感 | Q5. 水回り | Q8. 日照条件 |
| Q3. 高級感 | Q6. 収納 | Q9. プライバシー |

まず、[5] と同様の方法で、データセットに含まれる間取り図をグラフ構造に変換する。次に、グラフを入力とし、9 種類のスコアおよびそれらの平均値 (Total スコア) の予測値を出力するように予測モデルを各項目ごとに構築し、実スコアと予測値とのピアソンの積率相関係数を基にその予測精度の評価を行った。

各項目における予測精度を表 1 に示す。10 項目の相関係数の平均値は 0.566 となった。特に、現代感やプライバシーに関しては他の項目より相関係数が大きく、これらの項目はグラフのみからでも比較的予測が容易な項目であると考えられる。一方、相関係数が 0.5 を下回っている項目 (水回り、風通し、日照条件) もあり、これらの精度改善は今後の課題としたい。

表 1: 間取りの住み心地予測における実スコアと予測スコアの間の相関係数

Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Total	Average
0.528	0.740	0.694	0.515	0.423	0.626	0.382	0.464	0.744	0.541	0.566

3.2 住み心地予測モデルの判断根拠の可視化

前節で構築した予測モデルに LIME を適用することで、予測値の増減に寄与しているエッジおよびノードの可視化を行った。ここでは、前節の実験において特に精度が高かった 2 項目（現代感、プライバシー）に対して適用した例を図 2 に示す。ただし、それぞれの判断根拠の可視化において、赤色の部分は該当スコアの増加に、青色の部分はスコアの減少に寄与した箇所であり、エッジの可視化においてはエッジが太ければ太いほど、ノードの可視化においてはノードが濃ければ濃いほどその部分の寄与度が大きいということを表す。これらの結果を見ると、以下のようなことが可視化されているということがわかるが、これらの可視化結果は、このような事項を GNN が訓練の過程で自動的に学習し予測を行っているということを示している。

- 和室が現代感スコアの減少に大きく寄与している（図 2a）。
- それぞれの部屋同士が直接つながっている間取りに関しては、プライバシースコアが比較的低くなる傾向にある（図 2b）。一方、部屋同士が廊下などで隔てられているとプライバシースコアが高くなる傾向にある（図 2c）。

4 まとめ

本研究では、間取り図から変換したグラフ構造を GNN に入力し解析することで住み心地の予測を行った。その結果、特に現代感やプライバシーなどの項目で高い精度で予測することができた。また、LIME を適用して予測モデルの判断根拠を可視化することにより、上記 2 項目のスコアの増減に寄与する部分を実際に確かめた。今後は、予測精度が低かった項目に対する改善を行うことが課題となる。

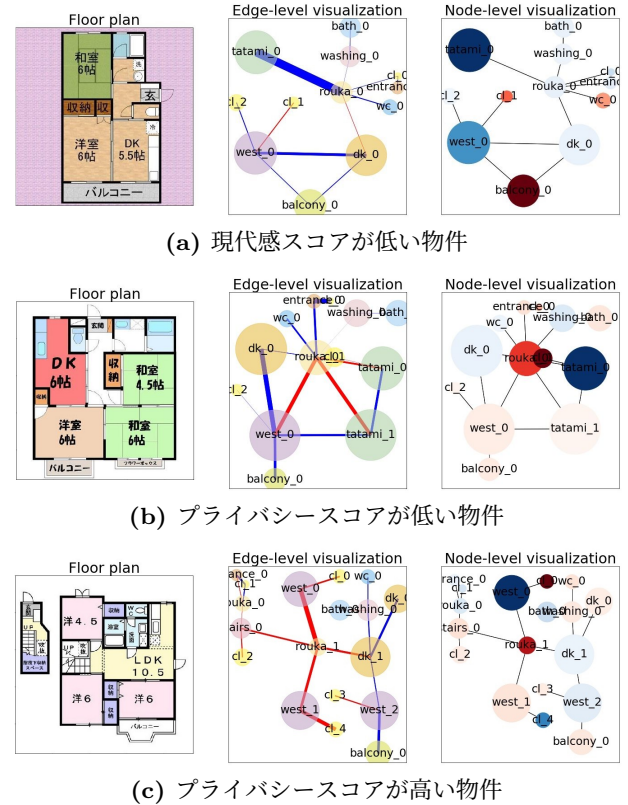


図 2: 予測モデルの判断根拠の可視化例。

（左：間取り図，中央：エッジに関する可視化，右：ノードに関する可視化）

参考文献

- [1] C. Liu, et al. Raster-to-vector: Revisiting floor-plan transformation. In *ICCV*, pp. 2195–2203, 2017.
- [2] 服部凌典ほか. 賃料予測モデルにおける間取り図の影響分析. 知能と情報, Vol. 33, No. 2, pp. 640–650, 2021.
- [3] M. T. Ribeiro, et al. "Why should I trust you?" Explaining the predictions of any classifier. In *SIGKDD*, pp. 1135–1144, 2016.
- [4] 檜原太郎ほか. 不動産間取り図を対象にした物件魅力度データセットの構築と分析. In *JSAI*, 2020.
- [5] M. Yamada, et al. Graph structure extraction from floor plan images and its application to similar property retrieval. In *ICCE*, pp. 1–5, 2021.