

間取り図グラフ作成における誤認識・不認識の分析

上堀 健太[†] 尾崎 知伸[†]

[†] 日本大学 文理学部

1. はじめに

間取り図は、部屋の配置のみならず洗面台やトイレ等を表す種々の記号やLDK, WICなどの略語等, 多様な情報を含む。一般に画像として提供される間取り図を、部屋を頂点, その繋がりを辺とするラベル付きグラフへ変換することにより, 計算機での扱いが容易になると同時に構造的な側面からの特徴抽出や検索などへの応用が展開可能となる。本論文では, 人手による間取り図画像をラベル付きグラフへと変換するタスクにおいて, 誤認識・不認識の観点から被験者が起こすエラーについて分析を行う。これにより, 間取り図を見る際に起こしやすい間違いの特定や, クラウドソーシングの結果に対する信頼性に関する知見が得られることが期待できる。

2. 間取り図画像のグラフ化とエラーの種類

本研究では, 文献 1) や 2) と同様に, 平面図として提供される間取り図に対し, 部屋や空間をノード, それらの隣接関係をエッジとするラベル付き無向グラフを構築する。その際, ノードラベルを 19 種, エッジラベルを 6 種準備し, 例えば, 既存研究では扱われていない部屋同士が壁で連結されている場合にもエッジを付与するなど, 部屋間の細かい隣接関係の情報を保ったままグラフに変換する。なお, 専用のソフトウェアを独自に構築し, グラフへの変換過程をすべて記録している。間取り図の隣接グラフ化の例を図 1 に示す。

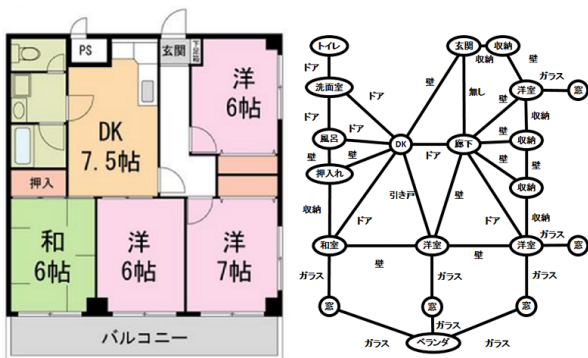


図 1 間取り図画像のラベル付きグラフ化

本研究では, 複数名の合議により正解データ, すなわち間取り図画像に対応する正しいラベル付き無向グラフを準備し, これらと被験者による変換過程・結果を比較することで, エラーを特定する。また, 特に次の 3 種のエラーに焦点を当て, 被験者が間取り図を見る際に起こしやすい間違いの傾向

について分析を行う。

- (1) 誤操作: 意図せぬノードやエッジを生成してしまった場合
- (2) 誤認識: (最終的に) 正解ラベルとは異なるラベルを付与した場合
- (3) 不認識: 本来あるべきノードやエッジが生成されなかった場合

ところで, 間取り図そのものを見慣れている被験者と見慣れていない被験者とは, 間取り図構造の判断に差異があり, エラーの傾向が異なることが考えられる。また, 間取り図の表示順序や作業回数の違いによっても傾向に特徴が表れると考えられる。従って, 全般的な間違い傾向を把握することに加え, 条件の違いによる間違い傾向の差異についても簡単な分析を行う。

3. 実験

HOME'S データセット において, 東京 23 区内における部屋数が 3 部屋のマンションの内, 2 フロアや解像度が低い場合を除いた間取り図 400 件を対象に実験を行った。なお, 正解データの平均ノード数は 20.7 (標準偏差 $s = 4.11$), 平均エッジ数は 34.1 ($s = 7.80$) である。被験者は一般大学生 10 名であり, それぞれ 40 件の間取り図を順にラベル付きグラフへと変換する。

3.1 全体のエラー傾向の分析

被験者が起こした誤認識・不認識の傾向の分析には, 相関ルール分析³⁾における確信度(条件付き確率)の考え方をを用いた。すなわち, ラベル A をラベル B に誤認識したことをルール「ラベル A ⇒ ラベル B」と表現し,

$$\text{確信度} = \frac{\text{ラベル A をラベル B に間違えた回数}}{\text{ラベル A の出現回数}}$$

の高いルールを抽出した。また, 不認識に対しても, 認識漏れを表す疑似的なラベル NULL を導入し, 同様の基準を用いて不認識を起こしやすいラベルを特定した。表 1 に結果を示す。

次に, 当該ノードのラベルそのものではなく, 周辺状況とエラーとの関連性を確認するため, 高い確信度を示したエラーに対し, エラーに該当する箇所の周辺に頻出する状況(隣接ノードの組み合わせ)を特定した。具体的には, 頻出パターン分析における支持度を基準に, 大きな支持度を持つ飽和パターン(同一頻度を持つ組み合わせを同値類とした場合の極大元)を抽出した。なお, エラー X における周辺状況(隣接ノードの組み合わせ) Y の支持度は

$$\text{支持度} = \frac{\text{周辺に Y が存在する X に該当するノード数}}{\text{X に該当するノード数}}$$

Human Error Analysis in a Task of Graph Construction from Floor Plan Images by Kenta Kamihori and Tomonobu Ozaki (College of Humanities and Sciences, Nihon University)

表 1 誤認識・不認識において高い確信度（条件付き確率）を持つルール

<i>correct label</i> ⇒ <i>wrong label</i>	<i>conditional probability</i>
誤認識	
ダイニング ⇒ DK	0.250
リビング ⇒ LDK	0.250
LD ⇒ LDK	0.168
引き戸 ⇒ ドア	0.068
ダイニング ⇒ LDK	0.042
収納 ⇒ WIC	0.034
無し ⇒ 壁	0.032
LD ⇒ DK	0.026
WIC ⇒ 収納	0.024
LDK ⇒ リビング	0.023
引き戸 ⇒ 壁	0.021
ドア ⇒ 引き戸	0.020
不認識	
壁 ⇒ NULL	0.208
収納 ⇒ NULL	0.200
無し ⇒ NULL	0.149
キッチン ⇒ NULL	0.121
窓 ⇒ NULL	0.094
ガラス ⇒ NULL	0.093

と定義される．抽出されたパターンの例を表 2 に示す．

表 2 誤認識 LD⇒LDK における頻出飽和パターン (左) と不認識 壁⇒NULL における頻出飽和パターン (右)

<i>items</i>	<i>support</i>	<i>items</i>	<i>support</i>
キッチン, 廊下	1.000	収納	0.202
キッチン, 窓, 廊下	0.963	洋室	0.178
キッチン, 収納, 廊下	0.815	押入れ	0.164
キッチン, 収納, 窓, 廊下	0.778	トイレ	0.151
キッチン, 廊下, 和室	0.667	キッチン	0.139
洋室, キッチン, 廊下	0.667	風呂	0.139
キッチン, 窓, 廊下, 和室	0.630	洗面室	0.139

表 1 と表 2 から、特にダイニングやリビング、LDK、DK、LD 間のエラーに関して、何れの場合にもキッチンノードと廊下ノードが含まれる頻出パターンが多くみられた．これはキッチンノードに関して被験者がその仕切りを瞬時に判断することができず、分割又は統合してしまったことが原因と考えられる．また、表 2 より、壁 ⇒ NULL については収納や洋室、押入れが周囲にある可能性が高いことから、複数個の収納が存在している場合にグラフが複雑になり、このエラーが生じやすくなることが考えられる．

3.2 状況の違いによるエラー傾向の比較

実験では、変換対象となる間取り図画像の提示順序に特徴を持たせた．具体的には、ラベル付きグラフ間の編集距離⁴⁾を用い、より似ている間取り図を連続して表示するグループ (類似グループ: 5 名) と、より似ていない間取り図を連続して表示するグループ (非類似グループ: 5 名) を設定した．なお、編集距離計算におけるコストに関しては、ラベル A の重み $weight(A)$ を、

$$weight(A) = \max_{L \in \mathcal{L}} count(L) / count(A)$$

とした．ここで \mathcal{L} はラベルの全集合、 $count(L)$ はラベル L の出現数である．また、10 名の被験者の内は、間取り図を見慣れている被験者が 1 名 (慣れグループ)、見慣れていない被験者が 9 名 (不慣れグループ) であった．各グループ間でのエラー傾向の違いを把握するため、誤操作、誤認識、不認識それぞれに対し、エラー数のマイクロ平均を算出した．また、変換タスクの慣れによる影響を確認するため、各被験者に割り当てられた 40 件の間取り図画像を表示順に前半 20 件 (前半グループ)、後半 20 件 (後半グループ) に分け、同様にエラー数のマイクロ平均を算出した．結果を表 3 に示す．なお表では、類似グループ、慣れグループ、前半グループを基準とし、それとの差異を示している．

表 3 各グループにおける誤操作・誤認識・不認識数のマイクロ平均の差

グループ名	誤操作	誤認識	不認識
類似グループ	0	0	0
非類似グループ	+0.920	-0.625	+0.790
慣れグループ	0	0	0
不慣れグループ	+0.879	+0.288	+2.01
前半グループ	0	0	0
後半グループ	-0.500	-0.345	-0.170

結果から、各エラーについては誤操作と誤認識にはある程度の相関があり、不認識に関しては誤認識の 2.79 倍のエラーが観測されることが分かった．また、実験中の間取り図の表示順序に関して後半部分ではエラー率が明らかに減少し、更に間取り図表示の類似順での実験と非類似度順での実験グループとでは特に誤認識に大きな差異が出ることが判明した．

4. おわりに

本研究では、クラウドソーシング等において役立つ知見を得ること目的に、間取り図画像をラベル付きグラフへと変換するタスクにおいて、被験者が起こすエラーについて分析を行った．今後の課題としては、実験時における制約とラベル属性のグループ化の強化や、実験時のエラーと集中力との相関分析等があげられる．

謝辞 本研究では、株式会社ネクストと国立情報学研究所が提供する「HOME'S データセット」を利用した．

参考文献

- 1) 瀧澤 重志, 吉田 一馬, 加藤 直樹: グラフマイニングを用いた室配置を考慮した賃料分析: 京都市郊外の 3LDK を中心とした賃貸マンションを対象として, 日本建築学会環境系論文集, Vol.73(623), pp.139-146 (2008)
- 2) 山中 知彦, 原 広司, 藤井 明, 渡辺 健一: 計画学におけるグラフ理論適用に関する研究: その 2 応用編, 日本建築学会論文報告集, Vol.342, pp.62-72 (1984)
- 3) R. Agrawal, T. Imielinski, A. N. Swami: Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases. *Proc. SIGMOD Conference 1993*, pp.207-216 (1993)
- 4) H. W. Kuhn.: The Hungarian Method for the assignment problem *Naval Research Logistics Quarterly*, No.2, pp.83-97, (1955)