

グラフと GANs 特徴量に基づいた間取り検索システムの提案

井村惇平¹⁾ 金原秀明²⁾ 關翼人³⁾ 村田昇⁴⁾早稲田大学^{a)}杉浦太樹⁵⁾野村眞平⁶⁾株式会社リクルート住まいカンパニー^{b)}

1.はじめに

不動産ポータルサイトでは 3LDK や 2DK など間取りの種類を指定することで不動産を検索できる。一方、間取りの部屋の配置や繋がり方など間取りが持つ詳細な情報を考慮した検索システムは存在しない。このような検索システムがあれば、ユーザーのより自分のニーズに合った不動産検索が期待される。間取りをグラフとみなして、部屋の繋がりを考慮した検索を考える。本稿では GANs を用いることで、間取り画像からのグラフ自動抽出と間取り類似度として妥当なグラフ間類似度計算の決定を行い、グラフを用いた検索を提案する。本提案により任意の間取り画像に対して、教師情報が不要な不動産検索を実現できる。

2.問題設定

間取り画像に対して、部屋の繋がりを考慮した類似間取り画像を検索することを考える。本稿では部屋の繋がりを考慮するために、間取りの各部屋をノード、部屋の繋がりをエッジとするグラフとして間取りを表現する。

2.1 関連研究

大原ら [1] はグラフを用いて不動産検索を提案している。大原らは間取りを手でグラフ化し、グラフ間類似度を計算して類似間取り検索を提案したが、グラフ化に大きなコストがかかる。また、大原らは最大部分グラフ (MCS)[2] を用いてグラフ間類似度を計算しているが、MCS を用いた計算の妥当性については述べられていない。一方、高田ら [3] は間取り画像とそのメタデータを教師データとし、深層学習により特徴量を取り出すことで類似間取りの検索を行い、グラフ作成コストの問題を解決している。

3.提案手法

本稿では人的コストをかけない間取り画像からのグラフ自動抽出方法と、妥当なグラフ間類似度計算の決定方法について提案する。

3.1 グラフ自動抽出

間取り図の領域分割を行い、分けられた領域をノードとし、壁を抽出することで領域間にエッジをつなぎ、間取り図からグラフ抽出を行なった。領域分割手法は

Pedro らの手法 [4] を用いる。この手法で用いられるパラメータは領域の結合のしやすさ p_1 、領域サイズの最小値 p_2 、ガウシアンフィルタの分散 p_3 の 3 種である。パラメータ $p = \{p_1, p_2, p_3\}$ を調整し、間取り図に適応した領域分割を行い、グラフを自動抽出する。

3.2 生成画像を用いたグラフ間類似度計算の決定

グラフの構造類似性を数値化するためにグラフ間類似度を考える。間取りから得られるグラフについて妥当な類似度計算は明確ではない。本稿では「擬似的に似た間取り画像を複数生成し、それらから抽出されるグラフは似ている」と仮定し、定量的に妥当な類似度計算方法を決定する。

3.2.1 GANs の入力と出力について

GANs[5] は Generator と Discriminator という二つのネットワークを敵対的に学習させ、入力 z から訓練データとなる画像と類似する画像 $F(z)$ を出力するようなモデルである。入力の組 (z_i, z_j) が近いものであれば、出力となる画像の組 $(F(z_i), F(z_j))$ は擬似的に類似する間取り画像の組となることが期待される。

3.2.2 グラフ間類似度の計算方法

グラフ間の類似度計算方法 q はノードやエッジに注目したものやグラフの特徴量化による距離計算など複数ある。本稿では、MCS を用いた大原らの計算方法 [1]、グラフの細分化による特徴量化 (netsimile) [6] による特徴量のコサイン類似度、グラフ編集距離 (graph mapping distance : GMD) [7] の 3 種をグラフ間類似度とする。

4.実験

提案手法によるグラフ推定とグラフ間類似度の妥当性を検証し、グラフを用いた検索に有用であるかを確認する。入力 (z_i, z_j) から GANs により擬似的な間取り画像の組 $(F(z_i), F(z_j))$ を生成し、 $(F(z_i), F(z_j))$ から抽出されるグラフの組 $(G_p(F(z_i)), G_p(F(z_j)))$ の類似度 $s_q(G_p(F_i), G_p(F_j))$ が入力の類似度 $s(z_i, z_j)$ を再現できているかを確認する。株式会社リクルート住まいカンパニーが不動産情報として所有している間取り画像を用いて実験を行った。

4.1 実験設定

GANs の学習には 81 万枚の間取り画像を用いた。グラフ推定パラメータ p は p_1, p_2, p_3 それぞれについて 5 通りの値を与え、計 125 通りの p を用いた。簡易的に $p = (1, 2, 3)$, $p = (3, 4, 5)$ のように 1~5 の組み合わせで p を表す。GANs の入力となる $z^{(j)}$ にノイズとして $\epsilon_i^{(j)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, 0.2I)$ を加えることで、

$z_i^{(j)} = z^{(j)} + \epsilon_i^{(j)}$ なるベクトルを作成する。このようにして、 $z^{(j)}$ の組 $\{z^{(1)}, z^{(2)}, \dots, z^{(5)}\}$ から $\mathcal{Z} = \{z^{(1)}, z_1^{(1)}, \dots, z_9^{(1)}, z^{(2)}, z_1^{(2)}, \dots, z_9^{(2)}\}$ とした。

4.2 評価関数

入力の類似度 $s(z_i, z_j)$ を再現するように、適切なグラフ推定パラメータ $p = (p_1, p_2, p_3)$ とグラフ間類似度計算方法 q の組み合わせ (p, q) を決定したい。決定に際して、本研究では類似度のランキング指標を考える。入力の集合を $\mathcal{Z} = \{z_i\}_{i=1}^n$ 、GANs から生成された画像集合を $\mathcal{F} = \{F(z_i)\}_{i=1}^n$ とする。パラメータ p のとき、 \mathcal{F} から抽出されるグラフの集合を $\mathcal{G}_p = \{G_p(F(z_i))\}_{i=1}^n$ とする。集合 $\mathcal{Z}, \mathcal{G}_p$ から $S^{\mathcal{Z}}(i, j) = s(z_i, z_j)$, $S_q^{\mathcal{G}_p}(i, j) = s_q(G_p(F(z_i)), G_p(F(z_j)))$ として類似度行列 $S^{\mathcal{Z}}, S_q^{\mathcal{G}_p}$ を得る。 $s(\cdot)$ はコサイン類似度を用いる。さらに $f(\cdot)$ を $f(\{4, 3, 7, 5\}) = \{2, 1, 4, 3\}$ のように数値の大きさを数値列をランキング化する関数として、

$$\{R^{\mathcal{Z}}(i, j)\}_{j=1}^n = \{f(S^{\mathcal{Z}}(i, j))\}_{j=1}^n$$

のように行列の i 行目を定義し、 $S^{\mathcal{Z}}$ からランキング行列 $R^{\mathcal{Z}}$ を得る。同様に $S_q^{\mathcal{G}_p}$ からランキング行列 $R_q^{\mathcal{G}_p}$ を得る。評価関数としてスピアマンの順位相関係数を考える。

$$C(p, q) = 1 - \frac{6 \sum_i^n \sum_j^n |R^{\mathcal{Z}}(i, j) - R_q^{\mathcal{G}_p}(i, j)|^2}{n^3 - n}$$

として、評価関数 $C(p, q)$ を最大にする (p, q) を最適なパラメータとして決定する。

4.3 実験結果

各類似度計算方法 q における最適なパラメータ p と評価関数値 $C(p, q)$ を table 1 に示す。パラメータは $(p_1, p_2, p_3) = (1, 3, 5)$ で類似度計算方法は MCS が最適であることがわかる。また、この最適なパラメータを用いたグラフ抽出の結果と GANs による生成間取り画像を Fig.1 に示す。 $z^{(j)}, z_i^{(j)}$ から生成された擬似的な間取りは類似しており、抽出されたグラフも似ている。 $z^{(j)}, z^{(k)}$ は独立であり、そのような入力から得られる擬似的な間取り、グラフは共に類似していない結果となっている。この結果から、入力及び画像における類似関係を保って間取りからグラフ抽出を行えており、提案手法はグラフを用いた検索に有用であると言える。

5.まとめと今後の展望

本稿では部屋の配置や繋がりを考慮した検索として、間取り画像からのグラフ抽出とグラフ間における妥当な類似度計算方法の決定による間取り検索の提案を行った。GANs を用いて間取り画像を擬似的に生成することで、特定の損失関数のもとで妥当な類似度計算方法を定めることができた。本提案により、ユーザーが間取りをグラフとして編集し、それと類似する間取りを持つ不動産検索が可能なシステムを想定できる。

table 1 各類似度における最適パラメータと評価値

p	q	$C(p, q)$
(1, 3, 5)	MCS	0.400
(1, 3, 4)	netsimile	0.270
(5, 5, 4)	GMD	0.187

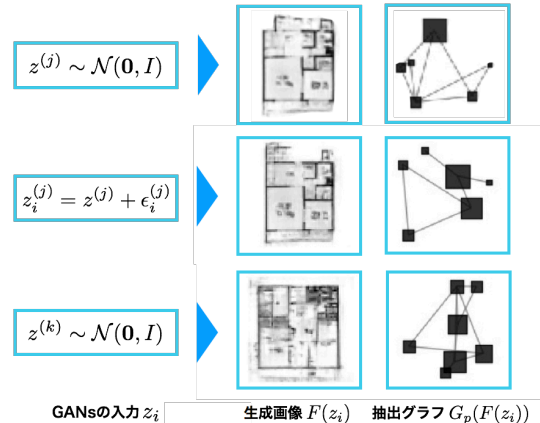


Fig. 1 GANs により生成した画像と抽出したグラフ

参考文献

- [1] 大原康平, 山崎俊彦, 相澤清晴. 間取りや広さをクエリとする直感的な不動産検索システム. *IPSJ*, 2016.
- [2] Vento Conte, Foggia. Challenging complexity of maximum common subgraph detection algorithms: A performance analysis of three algorithms on a wide database of graphs. *Journal of Graph Algorithms and Applications*, Vol. 11, pp. 99–143, 2007.
- [3] 高田祐樹, 井上直人, 山崎俊彦, 相澤清晴. 深層特徴量を用いた類似間取り図検索. *IPSJ*, 2017.
- [4] Pedro F. Felzenszwalb and Daniel P. Huttenlocher. Efficient graph-based image segmentation. *IJCV*, Vol. 59, No. 2, pp. 167–181, 2004.
- [5] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. *Advances in NIPS 27*, pp. 2672–2680, 2014.
- [6] Michele Berlingerio, Danai Koutra, Tina Eliassi-Rad, and Christos Faloutsos. Netsimile: A scalable approach to size-independent network similarity. *CoRR*, Vol. abs/1209.2684, , 2012.
- [7] Zhiping Zeng, Anthony K. H. Tung, Jianyong Wang, Jianhua Feng, and Lizhu Zhou. Comparing stars: On approximating graph edit distance. *Proc. VLDB Endow.*, Vol. 2, No. 1, pp. 25–36, 2009.