

不動産間取り図画像を用いた類似物件抽出

佐嘉田, 悠樹
九州大学大学院システム情報科学府

伊東, 栄典
九州大学情報基盤研究開発センター

<https://hdl.handle.net/2324/2544134>

出版情報：電気・情報関係学会九州支部連合大会講演論文集. 72 (10-2P-06), pp. 583-584, 2019-09-28.
電気・情報関係学会九州支部
バージョン：
権利関係：©2019 電気・情報関係学会九州支部連合大会委員会

不動産間取り図画像を用いた類似物件抽出

佐嘉田悠樹* 伊東栄典**

(九州大学*大学院システム情報科学府情報知能工学専攻**情報基盤研究開発センター)

* y.sakata.222@s.kyushu-u.ac.jp, ** ito.eisuke.523@m.kyushu-u.ac.jp

1 はじめに

近年、経済界での FinTech に代表される IT 導入が、各業界へ波及している。不動産業界でも、テクノロジー活用「不動産テック (Real Estate Tech: ReTech)」が注目されている。とりわけ日本の不動産業界は、取引の不透明性や複雑な制度によりデジタル化が妨げられていたものの、法改正や不動産ベンチャーの参入増大など徐々に緩和の動きがある。不動産テックの普及によって、情報量が増大し、取引が活性化し、ビッグデータ活用が可能となり、さらに潜在的な需要を明らかにする可能性がある。現在、日本の不動産情報サイトは各不動産管理会社がそれぞれ入力した文字情報について、利用者が検索することができるものの、画像情報を検索に用いることができない。各入力欄が用意されている文字列情報と異なり、特に間取り図は各不動産管理会社が各々の形式で作成しているため、互換性がない。そのため、利用者は入力された文字列情報 (部屋数・設備・面積) などから検索して類推することが強いられている。本発表では、間取り図画像を対象に検索可能にする手法について取り扱う。2章では、間取り図の画像を対象に、多様な形式を同一の形式で扱えるように機械的処理を行う手法についての研究を3編紹介する。まず、間取り図から情報の抽出を行い、部屋の自動検出および部屋の自動ラベリングを行う手法について提案している文献を紹介する。間取り図に対して3段階の処理を行い、部屋へラベリングを行っている。次に、間取り図と室内の写真の自動対応付けについて研究している文献を紹介する。間取り図と写真との間での類似性を求め、間取り図に対応する写真のマッチングや、間取り図の中で対応する領域の可視化を行っている。最後に間取り図同士 of 構造的類似度を求める手法について提案している文献を紹介する。間取り図とメタデータから間取りや部屋の有無などについて深層学習を行い、入力に類似する間取り図を提示させている。3章では、本研究の目的と手法について取り上げる。本研究では検索クエリとしてユーザーがイメージから組み立てたブロックの写真を与えて、類似した間取り図画像を表示できるシステムを考える。Deep CNN モデルの VGG16 を用いて、間取り図画像とクエリ画像についてそれぞれ転移学習させる。続いて、それぞれの VGG16 から特徴量を抽出して、CNN でクエリ画像と間取り図画像の一致・不一致を学習させる。最後に学習モデルを評価する。4章では、実際に行った実験手順と、結果の概要について取り上げる。今回の実験では間取り図画像の前処理と間取り図画像の学習について取り上げる。また、間取り図画像の処理によって文字情報の取得する。取得した結果についても取り上げる。5章では、今後の研究の方針について示す。

2 関連研究

2.1 Automatic Room Detection and Room Labeling from Architectural Floor Plans[1]

この文献では、間取り図から部屋を検知して自動でラベリングする手法について研究を行っている。白黒2色の間取り図画像に対して、情報的セグメンテーション (Information Segmentation)、構造的解析 (Structural Analysis)、意味論的分析 (Semantic Analysis) の3段階の処理を行い、部

屋へラベリングを行う手法を提案している。2,479 × 3,508, 80枚の間取り図画像を用いて評価実験をしたとき、意味論的分析を行っていないときには精度は従来を上回っている。

2.2 Deep Multi-Modal Image Correspondence Learning[2]

この文献では部屋の内装の写真と間取り図画像の対応させる実験を行っている。間取り図と写真との間での類似性を求め、間取り図に対応する写真のマッチングや、間取り図の中で対応する領域の可視化を行っている。まず写真と間取り図の対応をさせるクロスモーダル画像マッチング問題を解決するために、NNを用いて学習させて、完全連結回帰ネットワークからシャムネットワークを構築して、VGG16のベクトルの連結をして類似度を学習させている。次に、内装写真セットと間取り図のマッチングでの類似度を評価している。さらに間取り図に一致する内装写真の分類をさせている。結果としては、いずれの場合も人間の手作業 (Amazon Mechanical Turk) によるものより高い精度の結果が出ている。

2.3 Similar floor plan retrieval featuring multi-task learning of layout type classification and room presence prediction[3]

この文献では、従来の間取り図画像の教師あり学習でのセマンティックセグメンテーションの手法を簡易化するために、不動産メタデータと間取り図画像を用いてディープニューラルネットワーク学習を行い、間取り図画像の間取りタイプ自動分類・部屋の有無の自動判定を行う手法を提案している。さらにこの2つを組み合わせると類似する間取り図の提案を行っている。間取りのグラフ構造類似度 p 以上の画像を正解として、評価手法には precision@5 (検索結果上位5件のうち正解データが含まれる割合) を用いて実験している。20140枚の画像を用いて学習を行い、2000枚の画像に対してテストを行っている。出現数の多い間取りタイプの正答率が高く、間取りタイプの差が少ないものは低くなっている。部屋の有無の自動判定では情報量が少ない部屋の精度が低くなっている。間取り図の提案では間取りタイプのみ、部屋の有無のみの場合よりも、組み合わせた提案手法のほうが高い精度を出している。

3 研究の目的

本研究では間取り図画像を検索するために、ユーザーの曖昧なイメージから間取り図に適合させる手法を研究する。これにより、ユーザーのイメージをブロックモデルに落とし込んだ後、その写真クエリをもとに検索を行い、ユーザーの意図した部屋の間取り図を検索することができるようになる。これを実現するための手順について説明する。まず、間取り図の処理を行い、間取り図を同一の学習モデルで扱いやすい形式に整形する。これには、ファイル圧縮の過程で混入したノイズ、不動産会社によってばらつきのあるフォント、色、部屋の構造を考慮した処理を行う。この処理は、色の置換、文字抽出、Dominant Color Posterization、平滑化、正規化、ZCA Whitening、ぼかしなどを組み合わせる。続いて、手作業で各間取り図に対応したブロックモデルを作成し撮影して訓練用データを用意する。クエリの写真についても光源の明るさやノイズなどを考慮した処理

を行い、学習しやすい形式に整形する。次に、間取り図に DeepCNN 学習済みモデル VGG16 を用いて、間取り図カテゴリの間取り・部屋の有無などによって転移学習を行う。これによって間取り図の特徴量を抽出できるようにする。同様に写真クエリについても VGG16 で別途転移学習を行い、クエリの特徴量を抽出できるように学習する。その次に、間取り図と写真クエリの各特徴量を用いて CNN を用いて学習を行い、Siamese Network[4] を構築する。これによって間取り図と写真クエリについての類似度を計算できるようにする。

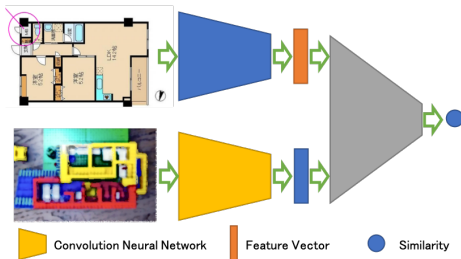


図 1: Siamese Network

最後に、訓練用データ以外の検証用の写真クエリの特徴量を学習モデルに与えて、対応する間取り図の類似度が高くなるかを検証する。

4 実験

4.1 実験 1：間取り図画像の処理と学習

物件情報検索サイト SUUMO をスクレイピングして福岡市西区の物件から間取り図画像 1702 件を取得した。間取り図画像に色の置き換えの処理を適用して整形を行う。その後、間取り図画像を間取りに応じて 1706 枚 22 クラス、部屋数に応じて 972 枚 4 クラスに分類し、訓練用データ (Training) と検証用データ (Validation) に分割する。学習データのデータ拡張を調整しながら、学習済みモデル VGG16 を転移学習して学習を行い、結果を Loss と Accuracy 評価する。

4.2 結果 1

結果は表 1 の通りとなった。VGG16 の Weight に Imagenet を用いた場合は None より Acc が高いが過学習も起きやすい。画像拡張に Shear/Zoom より Flip/Std Norm/Ch Shift の方が Val acc が高いという結果になった。画像の前処理として Col Ex(特定色の置換) を用いたものは 200epoch では学習しきれていないという結果になった。このため Epoch 数を増やして実験する必要がある。

4.3 実験 2：間取り図画像から文字列の抽出

ある間取り図画像に対して Python3 の OpenCV ライブラリを用いて色の置き換えを行って、文字色以外の色を RGB(254,254,254) にして文字色のみを表示色にする。その後、TesseractOCR を用いて文字情報と座標情報を抽出した。

画像	Weights	Ctgr	Val/Trn	Loss	Acc	Val loss	Val acc
Shear/Zoom	Imagenet	22	0.2	0.4477	0.8628	1.2566	0.6167
Flip/Ch Shift	Imagenet	22	0.5	0.2713	0.9180	0.7931	0.7746
Col Ex/Flip/Std Norm/Ch Shift	None	22	0.2	2.2588	0.1966	2.2362	0.1833
Shear/Zoom	None	4	0.2	0.8997	0.6927	0.8939	0.6987
Flip/Std Norm/Ch Shift	None	4	0.2	0.9124	0.6906	0.8501	0.7160
Col Ex/Flip/Std Norm/Ch Shift	None	4	0.2	1.1707	0.4234	1.1725	0.4321

表 1: 実験 1:VGG16 による学習結果

4.4 結果 2

図 2 が実験前の間取り図画像、図 3 が文字色抽出した間取り図画像である。比較するためにそれぞれについて Tesseract OCR を適用したところ、加工前では座標情報は取れているが文字列情報が取得できていないが、加工後は文字列情報と座標情報がある程度取得できているという結果が得られた。



図 2: 加工後の画像



図 3: 未加工の画像

5 今後の流れ

間取り図画像の適切な処理を行って、精度の高くなるまで学習を行う。その後、各間取り図に対応したクエリ用のブロック模型を作成する。ブロック模型の撮影をしてクエリ用の写真にして、適切な処理を行い、同様に VGG16 で学習させる。その後、各学習モデルから特徴量を抽出して CNN で学習させる。最後に学習済み CNN を用いてクエリ写真での汎化性能を検証する。

参考文献

- [1] S. Ahmed, M. W. M. Liwicki, and A. Dengel, "Automatic room detection and room labeling from architectural floor plans," *2012 10th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems, Gold Coast, QLD*, pp. 339–343, 2012.
- [2] *Deep Multi-Modal Image Correspondence Learning*, arXiv: 1612.01225, 2016.
- [3] Y. Takada, N. Inoue, T. Yamasaki, and K. Aizawa, "Similar floor plan retrieval featuring multi-task learning of layout type classification and room presence prediction," *2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), Las Vegas, NV*, pp. 1–6, 2018.
- [4] G. Koch, R. Zemel, and R. Salakhutdinov, "Siamese neural networks for one-shot image recognition," *ICML Deep Learning Workshop. Vol. 2*, 2015.