

住居選択支援を目的とした不動産物件画像からの 深層学習による情報抽出の試み

石田 陽太 清田 陽司

株式会社ネクスト リッテルラボラトリー

{IshidaYota,KiyotaYoji}@next-group.jp

概要 不動産情報サイトに掲載されている情報の中でも、物件画像は物件選びの判断材料として非常に重視されている。しかし、どのような画像を掲載するかは、物件を取り扱う不動産会社に委ねられており、画像の種類や品質、多様性には大きなばらつきがある。本稿では、「HOME'S データセット」に含まれる物件画像データを対象として、深層学習の一種である convolutional neural network (CNN)を適用する試みを紹介する。キッチンや居間、トイレといった画像の種類や、住まいの利便性や雰囲気などを CNN によって学習、判別させることで、ユーザに新たなサービス価値を提供できる可能性を示唆する結果が得られている。

キーワード 不動産情報, 住まい探し, 画像認識, 深層学習, convolutional neural network

1 はじめに

最近の調査によれば、住宅購入者のうちインターネットによって不動産情報を収集したユーザの割合は86.8%に達している[1]。不動産情報サイトに掲載されているさまざまな情報の中でも、物件画像はユーザに非常に重視されている。不動産情報サイトのユーザを対象として、不動産会社を選ぶポイント(複数回答可)を尋ねた調査[2]によれば、「物件の写真の点数が多い」を挙げたユーザの割合が最多の71.9%であり、「物件の写真の見栄えがよい」も5位の32.5%となっている。現状では現地に直接足を運ばなければわからないことも多いものの、インターネット上で物件の契約まで完結させる仕組みが整備されつつある中で、住まいの使い勝手や雰囲気の判断材料として、物件画像、さらには動画やVR(バーチャルリアリティ)技術を活用した情報の充実は今後ますます促進されると考えられる。

しかし、不動産情報サイトにどのような画像を掲載するかは、物件を取り扱う不動産会社に委ねられており、画像の種類や品質、多様性には大きなばらつきがあるのが現状である。国立情報学研究所 情報学研究データリポジトリ(IDR)にて提供されている「HOME'S データセット」に含まれる物件画像データの内容を表1に示す。内装、外観、その他といった大まかな分類しかされていない画像の割合が高く、粒度の細かな分類がなされていない画像が過半数を占める。

本稿では、画像認識タスクにおいて高い精度を示すことで注目されている深層学習を物件画像に適用することで、住まい探しユーザにどのような付加価値を提供できるかを検証するための実験の結果を報告する。

表1 HOME'S データセットの物件画像

画像種別	枚数 (万枚)	割合	画像種別 判定使用
間取り	524	6.3%	○
外観	947	11.5%	
地図	12	0.1%	○
周辺	1413	17.1%	
内装	941	11.4%	
その他	2299	27.9%	
玄関	269	3.3%	○
居間	558	6.8%	○
キッチン	453	5.5%	○
寝室	89	1.1%	

画像種別	枚数 (万枚)	割合	画像種別 判定使用
子供部屋	2	0.0%	
風呂	364	4.4%	○
トイレ	64	0.8%	○
洗面	54	0.7%	○
収納	85	1.0%	○
設備	88	1.1%	○
バルコニー	38	0.5%	○
エントランス	38	0.5%	○
駐車場	14	0.2%	○

2 物件画像データへの深層学習の適用

2.1 CNNによる学習, 判別について

画像認識タスクで広く用いられているCNN(畳み込みニューラルネットワーク)のクラス分類を用いた。CNNについては、深層学習フレームワークのChainerを用い、モデルについては、Chainer上に実装されているNetwork in NetworkモデルおよびAlexNetモデルを用いた。画像は256×256に加工したものを入力とする。

2.2 物件画像の種別判別

「HOME'S データセット」の物件画像の画像種別は、各不動産会社が不動産情報サイトHOME'Sに情報提供する際に入力されたものに基づいている。そこで情報入力の手間軽減と精度向上を目的として、物件画像を入力として与えたとき、それがどの画像種別に属するか判定する分類器の作成を考える。

各不動産会社が付与した画像種別を正解データとし、表1に示す13種別の画像について、訓練用に各10,000枚、検証用に各1,000枚、計143,000枚を用い、CNNにて学習させる。

2.3 キッチンの種類判別・利便性指標の抽出

今回は、物件画像からユーザに有益な情報を抽出する一つの試みとして、キッチン画像に着目した。あらかじめキッチン画像からキッチン種別や利便性を抽出し、検索条件として指定することができれば、キッチンを重視するユーザにとって有益と考えられる。そこでキッチン画像に訓練用正解データを付与し、キッチンの種類判別・利便性指標抽出を試みる。

2.4 正解データの作成

キッチンの種類判別および利便性の指標抽出のための訓練用正解データ作成は、筆頭著者による手作業、およびマイクロタスク型クラウドソーシングサービス¹によって行った。CNNでのクラス分類の精度は、正解データの品質に大きく依存するため、以下の手順を経て正解データを作成した。まず一般的なキッチンの調査を行った後、元の画像群を観察することで特性の把握を行う。分類基準を作成した上で仮の正解データを筆頭著者による手作業で作成し、学習・精度検証を行う。ある程度、分類基準の安定性に確認が得られた時点でクラウドソーシングを用いて正解データを作成する。以上の手順で表2及び表3に示す訓練用正解データを作成した。表2はキッチンの種類に関する正解データ、表3はキッチンのワークスペースの広さに関する正解データである。

また正解データ作成を通して、特定の画像群から情報を抽出するための正解データを作成するためには、対象のドメインについての深い理解と、画像群の特性の把握が重要であることが知見として得られた。

表2 キッチン種別分類

分類名	枚数
簡易型システムキッチン	988
システムキッチン	1004
セクショナルキッチン	1024
部分画像	1004
その他	981

表3 キッチンワークスペース分類

分類名	枚数
とても狭い	1017
狭い	973
普通	945
広い	999
とても広い	981
その他	999

3 結果

3.1 物件画像の種別判別

訓練データ及びテストデータの学習後のエラーレートはそれぞれ 0.048, 0.16 であった。不正解となった画像を確認したところ、分類結果の明確な誤りの場合と、正解データ自体が誤っている場合、重複する分類を持つ画像の場合の3通りあった。2点目の正解データの誤りについては、不動産会社提供の情報が誤っているため、今後の課題として、正解データの誤りを直す仕組みを作る必要がある。3点目の重複する分類結果を持つ画

像については、図1のような玄関と収納の両方の属性を持つような画像が該当する。画像が持っていると思われる収納・玄関の2つの分類について高いスコアが出ており、有益な情報が抽出できていると考えられる。

3.2 キッチン画像の種別判定

訓練データ及びテストデータの学習後のエラーレートはそれぞれ 0.0020, 0.20 となり、キッチンの種類及び判別可能な写真かどうか、約 8 割の精度で推定が可能となっている。現状で不動産会社が入力しているキッチン情報の入力補助に用いることができる可能性があると考えられる。

3.3 キッチンのワークスペースの広さ判定

訓練データ及びテストデータの学習後のエラーレートはそれぞれ 0.015, 0.17 であった。また各分類を狭い順に 0.2 刻みでスコアを付けた時のテストデータにおける正解データと判定結果の相関係数は 0.60 であり、画像からある程度ワークスペースの広さを抽出できていると考えられる。

4 おわりに

物件画像に CNN を用いることで、部屋やキッチンの種類、キッチンのワークスペースの広さといった情報を抽出することができた。今後は、「きれい」「使いやすい」といった、より抽象的な情報の抽出に取り組むための精度評価の客観的な指標の作成が課題として挙げられる。また今後は、ユーザに見られやすい、問い合わせに繋がりがやすいといった物件画像の特徴を抽出するため、HOME'S 上のログデータを用いた学習を検討していく。



分類名	推定スコア
収納	41.40%
玄関	37.07%
設備	21.54%
キッチン	0.00%

図1 玄関収納画像と推定スコア

参考文献

- [1] 一般社団法人不動産流通経営協会: 不動産流通業に関する消費者動向調査<第20回(2015年度)>調査結果報告書(概要版), 2015年9月, https://www.frk.or.jp/information/15shouhisha_doukou.pdf
- [2] 不動産情報サイト事業者連絡協議会: 「不動産情報サイト利用者意識アンケート」調査結果, 2015年10月21日, <http://rsc-web.jp/pre/img/151021.pdf>

¹ <http://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>