

住居選択支援を目的とした AI 技術適用の試み -ソーシャルメディアへのクラウドソーシング適用および 物件画像への深層学習適用-

Efforts on Applying AI for Supporting Housing Decisions -Crowdsourcing from Social Media and Deep Learning from Property Images-

清田陽司^{1*}

¹ 株式会社ネクスト リッテルラボラトリー

¹ Littel Laboratory, NEXT Co., Ltd.

Abstract: Selection of housing, one of the necessities of human life, has a great influence on life for a long time. However, since it requires a wide range of information gathering and consideration before decision, state-of-the-art recommendation algorithms such as collaborative filtering do not work well. In this presentation, after reviewing issues specific to the real estate field, I cited examples of “application of crowdsourcing to social media (Twitter timelines)” and “application of deep learning to property images” as an effort by our research group. Finally I discuss what kind of AI technology is applicable in the real estate field.

1 はじめに

AI 技術は、あらゆる市場の構造を大きく変えつつある。すでに金融分野では、証券市場の取引高の大半がアルゴリズムによるものとなっているし、広告・エネルギー・家電・医療・交通・物流などの市場でも、AI 技術を活用した新たなプレイヤーが続々と参入している。

不動産分野でも、AI 技術を適用しようという動きが盛んになっている。日本の家計部門の金融資産総額は約 1700 兆円であるが、非金融資産総額(土地・建物などの不動産が大半を占める)も 1000 兆円を超えており、不動産市場の効率化への潜在的ニーズは非常に大きい。最近になって、不動産物件の適切な価格の推定に深層学習などの AI 技術を適用したり、不動産会社での接客を対話ロボットやチャットによって自動化したりという取り組みも多くみられるようになってきた。

しかし、不動産という商品には、書籍や工業製品とはまったく異なる特性があるため、他の商品で有効なアルゴリズムがうまく機能しないことも多い。我々の研究グループでも、数百万件の不動産物件データや膨大なユーザ行動ログデータ(Web やスマートフォンなど)の分析を通じた情報推薦アルゴリズムの研究開発に取り組んできているが、協調フィルタリングなどの

一般的な情報推薦アルゴリズムをそのまま利用してもあまり効果がないことがわかっている。その背景には、「多数の個人の『住』に関する行動データを収集することの難しさ」があるのではないかと考えている。

樋口 [1] は、現代の AI 技術活用の主流を占める統計的機械学習のアプローチは帰納型であり、「近くのサンプル(過去の経験)を参考に“みようみまね”をしている『内挿マシン』にすぎない」としている。しかし、「住」に関しては多数の個人の行動データが存在しないことから、統計的機械学習のアプローチの適用が難しい。

本稿では、まず 2 節にて関連研究を踏まえ、住居選択支援にどのような課題が存在するのかの整理を試みる。その上で、我々の研究グループによる住居選択支援への AI 技術適用の取り組みの事例に言及する。3 節では Twitter のタイムラインにクラウドソーシングを適用することによって個人の住まい探し行動を理解しようとする試み、4 節では不動産物件画像に深層学習を適用することによってユーザに新たな付加価値を提供する取り組みに触れる。5 節で今後の AI 技術適用の見通しを述べてまとめとする。

2 住居選択支援に特有の課題

最近の調査 [2] によれば、住居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

*連絡先：株式会社ネクスト リッテルラボラトリー
〒108-0075 東京都港区港南 2-3-13 品川フロントビル
E-mail: KiyotaYoji@next-group.jp

86.8%に達している。1990年代に始まった協調フィルタリングによる情報推薦の研究 [3] の成果は、EC サイトなどさまざまな分野で活用が進んでいるが、不動産情報を扱うポータルサイトにおいても、ユーザの属性や行動履歴データなどに基づいて適切な情報推薦を行うことへのニーズは高い。

しかし、不動産情報サイトにおける情報推薦の先行研究では、協調フィルタリングなどの一般的な情報推薦アルゴリズムは有効ではないことが示唆されている。三條ら [4] は、不動産情報サイトにおいてレコメンデーションを行う際の課題として、以下の3点を挙げている。

1. 全く同じ属性をもつ物件は二つとして存在しないこと。同じ建物内の同じ間取りの物件であっても、集合玄関からの近さ、所在階などが異なる。
2. 住み替えを頻繁に行うことはまれなため、サイトを継続して利用しているユーザもほとんどおらず、個人の嗜好の推定が難しい。
3. 住み替え候補となる物件を検索することが目的であるため、個人情報の入力インセンティブがなく、個人の属性データが蓄積されない。

また、大知ら [5] は「これまでの情報推薦アルゴリズムは比較的安価で検討期間の短い商品を対象としており、サイトの訪問目的が明確でないユーザや検討期間が長い商品に対しては効果的ではない」としている。

このように、既存の一般的な情報推薦アルゴリズムの適用が難しいことから、不動産情報サイトに適した情報推薦アルゴリズムの研究が進められている。三條ら [4] は、トピックモデル (Latent Dirichlet Allocation) を用いた検索クエリの分類を試みている。不動産情報サイトのユーザによる検索クエリを「文書」、賃料・築年数・間取りタイプなどの検索条件を「キーワード」とみなして、トピックモデルによるクラスタリングを適用することによって、ユーザを分類できる可能性があると主張している。大知ら [5] は、サイト訪問者のうち資料請求を行うユーザの割合 (CV 率) を向上するタスクを設定し、直接的な CV 率が高い物件を最初に提示するのではなく、いったん CV 率の低い物件の閲覧を通すことで、最終的な CV 率が高まる場合があることを示している。

不動産情報サイトのユーザのニーズは、EC サイトなど他市場のサイトのユーザのニーズと大きく異なることが、調査データによって示唆されている。総務省による調査 [6] によれば、商品購入の際に購入サイトおよびレビューサイトのクチコミを参考にすると答えたユーザの割合が、日本を含む主要6カ国でいずれも4割前後に達しており、クチコミなどのテキスト情報が重視されている傾向がうかがえる。一方で、不動産情報サイトのユーザを対象としたアンケート [7] では、不

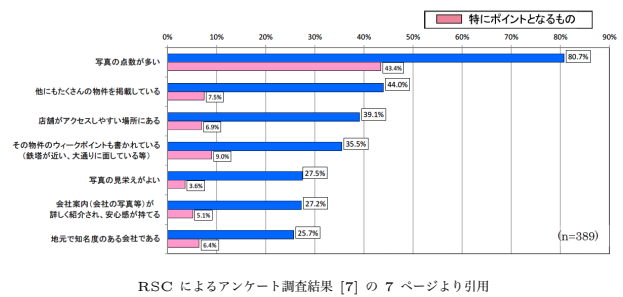


図 1: 不動産情報サイト利用者が不動産会社を選ぶ際のポイント (複数回答可、物件を契約した人を対象)

動産会社を選ぶ際のポイント (複数回答可) を尋ねた結果として、「写真の点数が多い」が1位の80.7%、「写真の見栄えが良い」も5位の27.5%となっており、物件画像が非常に重視されている傾向がうかがえる (図1)。

上記に述べた通り、住居を選択するユーザに求められる支援のあり方は、一般的な商品選択とは大きく異なる。つづく3節では、「多数の個人の『住』に関する行動データが存在しない」という状況に対処する試みとして、Twitterのタイムラインへのクラウドソーシング適用の研究に触れる。4節では、不動産情報サイトのユーザに非常に重視されている物件画像の付加価値を高めるために、深層学習を適用する試みを紹介する。

3 事例: Twitter タイムラインへのクラウドソーシングの適用

Web やデバイスを利用したサービスを設計するにあたっては、カスタマージャーニーマップとよばれるツールがよく利用される [8]。カスタマージャーニーマップとは、あるサービスに対するユーザの行動・思考・感情などの様々な要素を考慮し、ユーザがどのようなタイミングでサービスとどのように関わるかを図解する技法である。カスタマージャーニーマップを作成することによって、ユーザの視点からユーザ経験の全体像を概観し、サービスの課題発見や新たな価値創造のきっかけとすることができる。住まい探しを行っているユーザに関するカスタマージャーニーマップの例を図2に示す。

カスタマージャーニーマップを作成するためには、ユーザの行動、思考、感情などを理解するための情報が必要とされる。図2に示されているように、カスタマージャーニーマップには、フェーズ (ユーザのおかれた状況)、チャネル (サービスとユーザが関係をもつメディアや場所)、タッチポイント (サービスとユーザの間で行われる機能や行動などの接点) に対応づけられた

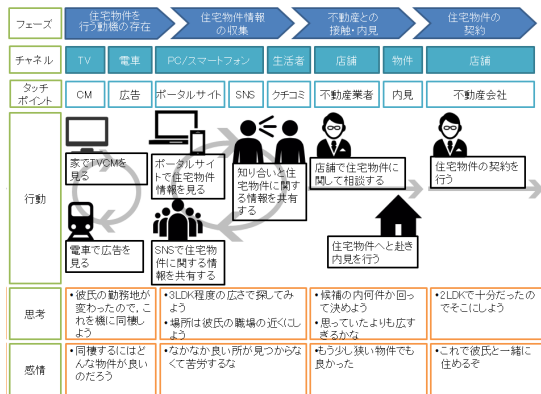


図 2: 住まい探しにおけるカスタマージャーニーマップの一例

情報が含まれる。このような情報を得るための手段としては、「ユーザ行動ログ」「アンケート」「行動観察」などが一般に用いられている。しかし、住まい探しユーザに関していえば、いずれのアプローチにも限界があり、ユーザを理解する手段としては十分に機能していないのが現状である。

我々は、Twitter などのマイクロブログ上で住まい探し行動についてつぶやいているユーザに着目し、ユーザ行動ログ、アンケート、行動観察によるユーザ理解の限界を補うアプローチを構築することを試みた [9]。具体的には、マイクロタスク型クラウドソーシングを Twitter のタイムラインへ適用することで、住まい探し行動コーパスを構築する枠組みおよび手法を提案した。

3.1 住まい探しに関連したツイートの抽出

不動産情報サイト「HOME'S」のマスコットキャラクターである「ホームズくん」の Twitter アカウント¹ をフォローしているアカウント (約 40,000 アカウント) の中からランダムに抽出した 2,915 アカウントのタイムラインのうち、実際に住まいを探している可能性が高い 157 のタイムライン² を対象とし、各々のタイムラインを 5 ツイート毎に分割してタイムライン断片を 2,400 個生成した。各々のタイムライン断片について、「住まい探しをしているかどうか」を判別するタスク (図 3) を生成し、マイクロタスク型クラウドソーシングサービスである Yahoo!クラウドソーシング³ に出題した (図 3)。タスクの依頼を受けたワーカーは、5 個の設問に回答するごとに「1 セット」をこなしたとみなされ、報酬がポイントで支払われる。今回は、1 セットの 5 個の設問中に 1 個のチェック設問 (正解がわかって

¹https://twitter.com/homes_kun

²予備実験の結果に基づき、「礼金」「内見」「家賃」のいずれかのキーワードが含まれるタイムラインのみを選択した

³<http://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>

表示されたツイート (つぶやき) を見て、ツイートしたユーザーが新しい住まい (物件) を探しているかどうかを判定してください。

1. 最近黒いマスク流行ってるのか。はやぶさに見えなくもない。プロレスラーの。
2. とりあえず部屋探しは終わり。切り替えた。遊ば。
3. やっぱり金は持ってなきやダメだ。金ざありや家賃云々なんてどうでもいいんだから。
4. 部屋探し難航中
5. 中央線で遅れるのが普通なのか。

新しい住まいを探すための「具体的な行動」をユーザーが行っているかどうかを基準に判定してください。表示されているツイートだけでは判断できない場合は、「わからない」を選択してください。

- 住まいを探している
- 住まいを探していない
- わからない

いただいた結果は、住まい探しに関するユーザー行動分析の研究に役立たせていただきます。

図 3: 「住まい探しツイートの判別」に関するタスク質問例

表 1: 多数決によるそれぞれの判別の設問数

住まいを探している	286
住まいを探していない	1555
わからない	40
タスクの合計	1881

いるダミー設問) が含まれるようにした。1 人のワーカーが回答できるセット数は最大で 5 セット (25 設問) までとした。また、多数決が行えるように、1 個の設問は 3 人のワーカーに重複出題されるようにした。

上記の 2400 設問をタスクとして依頼した結果、396 名のワーカーが本タスクに参加し、タスク開始から 2 時間 25 分ですべての設問が 3 人のワーカーによって回答された。本タスクに参加した 396 名のワーカーについて、チェック設問への正答率を調べたところ、正解率 100% のワーカーは 223 名、ついで正解率 80% のワーカーは 105 名であった。今回は、正解率 80% 以上の 328 名による回答を、信頼できるものとして採用することとした。

2400 設問中、採用されなかった回答の存在、あるいは選択肢の分散によって多数決が成立しなかった 519 設問を除外した 1881 設問についての多数決の結果を表 1 に示す。結果として、「住まいを探している」と判定された 286 件の設問に対応するタイムライン断片が抽出された。

抽出されたタイムラインの例を図 4 に示す。「賃貸物件に引っ越したことをきっかけとして住宅購入を検討しはじめたこと」「マンションと一戸建てで迷っていること」など、このユーザの住まい探しを知るさまざまな手がかりを与えてくれるデータになっている。

3.2 住まい探しフェーズの判別

本節では、前節で抽出された「住まいを探している」と判定された各々のタイムライン断片を対象として、そのツイートが住まい探しのフェーズ (図 5) のどの段階

うーむ。引っ越したばかりだけど、何か急激に住宅購入熱が上がってきている。物件の内覧会に行ってもさらに高めるか

現在、購入に向けた住居選びが佳境です。現在、マンション優位。一戸建て高いんだもの。でも、優柔なのでしばらく決めれないと思う

@foo そうなんです。いまメゾネットなんですけど、身重なおさんが階段をひいひい言いながら登っているのを見ると…。「70歳超えたら無理」だと思いますねえ。結局、おっくうになって、ほとんど1階で過ごしてそう

図 4: 住まい探しプロセスを含むタイムラインの例

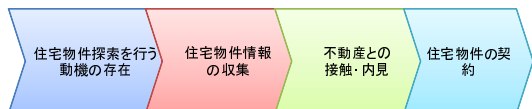


図 5: 住まい探しフェーズ

に該当するかを判別するクラウドソーシングタスクを適用した手順および結果を述べる。

タイムラインの断片が図 5 に示す 4 フェーズのうち該当するか(あるいはどれにも該当しないか)をクラウドソーシングタスクで判定するためのもっとも単純な方法は、5 択の設問をワークに提示して、多数決により最終的な判別結果を得るというものである。しかし、「選択肢が増えるとワークの負担が大きくなり、タスク依頼を受けるワークの数が減ってしまう」という問題がある。あるタイムライン断片をワークに見せた上で、その断片が該当するフェーズを選ぶというタスクは、ワークにとって判断に迷うことも多く、負担が大きくなってしまふ。

そこで、「フェーズ間には順序の依存性がある」という仮定を用いることで、2 択の設問からなるタスクの組み合わせに分割するアプローチを採用することとした。まず、すべてのタイムライン断片について「ツイートしたユーザーに住宅物件探索を行う動機が存在するかどうか」を 2 択で判定させるタスクを依頼し、多数決で「動機が存在する」と判別された断片のみを抽出する。つづいて、抽出された断片のみを対象として、「住宅物件情報を収集したかどうか」を 2 択で判定させるタスクを依頼する。ここで、多数決で「住宅物件情報を収集した」と判別された断片はさらに次のタスク(不動産会社との接触・内見)にかけられ、「住宅物件情報を収集していない」と判別された断片は「動機が存在」フェーズに確定される。同様の操作を 4 ステップにわたって繰り返すことによって、タイムラインへのフェーズのタグ付けが完了する。

前節と同様に Yahoo!クラウドソーシングを利用してワークにタスクを依頼した。多数決のための重複出題

表 2: 多数決によるフェーズタグ付け結果

フェーズ	タグ付け数
住まい探しを行う動機が存在	32
住宅物件情報の収集	51
不動産会社との接触・物件見学	47
住宅物件の契約	14
合計	144

表 3: 「住宅物件情報の収集」フェーズの頻出行動

行動	タグ付け数	ユーザー数
目的地までの距離	13	12
費用について	20	17
物件の立地	7	6
収納について	3	3
部屋探いを宣言	10	7

は 2 名~5 名⁴、1 セットあたりの設問数・チェック設問・最大セット数は前節と同様とした。回答を採用するワークのチェック設問正解率閾値についても、前節と同様に 80%に設定した。

上記の手法を適用した結果として、各々のフェーズに判別されたタイムライン断片数を表 2 に示す。合計で 144 個の断片にいずれかのフェーズがタグ付けされる結果となった。

さらに、各々のフェーズがタグ付けされたツイートを著者が手作業によって分析し、出現した主なユーザー行動を分類した。多様な行動に分散していたため分類が難しかった「住まい探しを行う動機が存在」フェーズを除く結果を表 3~表 5 に示す。情報収集および物件見学の段階では通勤距離、立地と費用とのトレードオフに直面することや、物件見学の段階で治安などの周辺環境が意識される傾向などを示唆する結果となっている。また、物件見学および契約のフェーズで「不動産会社へのクレーム」が多く出現している。これらのフェーズで改善すべき課題があることを示す結果となっている。

3.3 考察

本提案手法は、ユーザー一人ひとりの行動・思考・感情をより深く掘り下げることにフォーカスしている点に大きな特徴がある。定量的な分析を行うほどのデータ量を得ることは現時点で難しく、むしろ定性的分析を通じてサービスを改善したりイノベーションを生み出す洞察を得る用途に向いていると考えている。

⁴1 ステップ目は設問数が多いため、まず 2 名に重複出題するタスクを依頼し、回答が分かれた設問のみについてもう 1 名に出題するタスクを依頼した。2・3 ステップ目は 3 名に重複主題し、4 ステップ目は、重複出題を 3 名のみとすると 1 タスクあたりの最低課金額を下回ってしまうため、5 名に重複出題した。

表 4: 「不動産会社との接触・物件見学」フェーズの頻出行動

行動	タグ付け数	ユーザ数
目的地までの距離	7	7
費用について	20	11
物件の立地	6	3
治安について	3	3
部屋探しを宣言	15	12
物件見学を宣言	9	7
不動産会社へのクレーム	4	3

表 5: 「住宅物件の契約」フェーズの頻出行動

行動	タグ付け数	ユーザ数
新居決定の報告	3	3
不動産会社へのクレーム	4	4

4 事例: 物件画像への深層学習の適用

2 節で述べたように、不動産情報サイトのユーザからは物件画像は判断材料として非常に重視されている。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。

我々の研究グループでは、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研究を行っている [10]。具体的には、物件画像の種別を判別したり、キッチンの使い勝手を重視するユーザにとって有益な指標を深層学習によって抽出する試みを行っている。これらの取り組みの成果は、実際に不動産情報サイトのサービスに活かされつつある。

4.1 物件画像の種別判別

本研究では、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した。

不動産情報サイトに掲載される物件画像には「外観」「内装」「キッチン」「玄関」などの種別が与えられているが、これらの種別データは各々の物件を取り扱う不動産会社が手作業で付与している。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

表 6: キッチン画像に関する正解データ作成

キッチン種別		キッチン広さ	
分類名	枚数	分類	枚数
簡易型システムキッチン	988	とても狭い	1017
システムキッチン	1004	狭い	973
セクショナルキッチン	1024	普通	945
部分画像	1004	広い	999
その他	981	とても広い	999
		その他	999

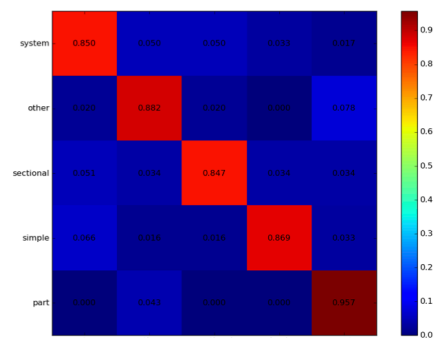


図 6: キッチン種別判別の confusion matrix

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た。

各不動産会社が付与した画像種別を正解データとし、13 種類の画像について、訓練用に各 10,000 枚、検証用に各 1,000 枚、計 143,000 枚を用い、CNN にて学習させたところ、エラーレートはそれぞれ 0.143 となり、概ね高い精度が得られることがわかった。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 通りがあった。

4.2 キッチンの種類判別・利便性指標の抽出

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た。利便性の指標としては、料理のしやすさに大きく影響するワークスペースの広さを選定した。

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によって行った。まず一般的なキッチンの調査を行っ

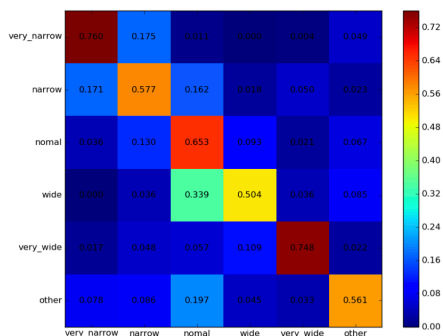


図 7: キッチン広さ判別の confusion matrix

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 6 に示す正解データを作成した。

物件画像の種別判別と同様に CNN でのクラス分類を試みたところ、キッチンの種別判別の error rate は 0.116、広さ判別の error rate は 0.362 となった。それぞれのタスクの confusion matrix を図 6 および図 7 に示す。キッチンの種別判別タスクでは概ね満足する精度が得られている一方、キッチンの広さ判別タスクではやや精度が低くなった。

広さ判別タスクの結果について、「とても狭い」～「とても広い」の各クラスに 0.2 刻みのスコア (0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0) を割り当てて相関係数を算出したところ 0.717 となり、画像からある程度ワークスペースの広さが抽出できていることがわかった。

4.3 考察

現在、深層学習などを利用した画像解析の技術は飛躍的に進歩しつつある。訓練用の正解データの量をある程度以上確保できれば、人間によるラベリングなどのタスクを代替できるレベルに達しているといえる。上記の実験の結果は、クラウドソーシングなどをうまく活用して正解データの量を増やすことで、物件画像データにさまざまな付加価値をもたらすことができる可能性を示している。

筆者の所属企業では、不動産会社が不動産情報サイト (HOME'S) に入稿する画像に CNN を適用し、付与されているカテゴリと実際の画像の内容が整合していない画像を自動的に検出する仕組みを、2016 年 12 月より運用開始している [11]。HOME'S では、より多くの室内画像を掲載した不動産会社の情報を優先的に表示する仕組みをとっているが、一部の物件では周辺の

入稿画像	登録項目	整合率	判定結果
	キッチン	キッチン 70.3% 玄関 23.7% 設備 2.804%	○
	キッチン	キッチン 97.3%	◎
	キッチン	キッチン 0% 玄関 0%	×

図 8: 不動産会社から入稿された物件画像のカテゴリ不整合検出

写真などが、室内画像などの誤ったカテゴリで登録されていることが課題となっていた。そこで、図 8 に示すように、CNN によってカテゴリの不整合を検出し、たとえば周辺の画像が「キッチン」などの室内を示すカテゴリで登録されている場合に、不動産会社に是正を促している。本応用事例は、長年の課題である不動産情報の品質の向上に、深層学習などの AI 技術が活用できる可能性を示していると考えている。

5 おわりに: 今後の AI 技術適用の見通し

冒頭で述べた通り、不動産分野での AI 技術適用にあたっては、「十分な量のデータが存在しないこと」が大きな課題となっている。今後、不動産分野での AI 技術適用の研究が活性化するかどうかは、データセットの拡充にかかっているといえる。筆者の所属企業では、国立情報学研究所 情報学研究データリポジトリ (NII-IDR) を通じて、日本全国の賃貸物件データ 533 万件およびそれに紐づく 8300 万点の物件画像データを含む「HOME'S データセット」[12] を 2015 年 11 月より提供しているが、画像処理 (深層学習の適用など)、経済学 (適切な価格の推定など)、建築学 (間取りの分析など) ほか、多くの研究分野での活用が徐々に進みつつあり、手応えを感じている。前述の不動産情報サイトでの深層学習適用にあたっては、データセットの提供先の研究者との議論から得た知見が、間接的に大きく生かされている。

一方で、現時点では不動産分野にフォーカスしたコンピュータ科学の研究コミュニティは存在しておらず、

課題共有や議論の場が不足しているようにも感じられる。不動産分野での AI 技術適用が活性化するためには、研究コミュニティの形成も同様に重要であろう。人工知能学会でも、2017 年 5 月の全国大会でオーガナイズドセッション「不動産と AI」が初めて開催される予定であり、筆者もオーガナイザを担当している。今後、さらにデータセットを拡充するとともに、多くの取り組みがいのある研究課題の提示を通じて研究コミュニティ形成を促進していくことにより、不動産分野の研究活性化に貢献していきたいと考えている。

不動産物件の選択は、仕事・結婚・出産・育児・教育・趣味・防災・治安・地域コミュニティ・健康・医療・介護など、他のさまざまな生活領域とも密接なつながりをもつ課題でもある。たとえば、突然の異動や転職によって住み替えを余儀なくされた場合には「適切な価格で売れるか」「賃貸に回した場合に借り手がつくか」が問題になるし、子どもがいる場合には「住まいが所在する自治体で入園可能な保育園は見つかるか」「小中高校はどのような学校に通学可能か」などを考慮する必要がある。なかでも、日本をはじめとする世界各国で急激に進行中の少子高齢化は、医療・介護サービス、地域コミュニティなどを通じて、不動産物件の資産価値にも大きな影響を与えることが予想される。少子高齢社会デザインの文脈で不動産分野の課題をとらえ、AI 技術適用の道筋を探っていくことが今後求められるであろう。

謝辞

3 節で言及した Twitter タイムラインへのクラウドソーシング適用に関する研究は、電気通信大学 栗原研究室との共同研究によるものです。本研究に貢献していただいた栗原聡先生、諏訪博彦先生（現奈良先端大）、篠田孝祐先生、楡井泰行さんに深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 樋口 知之. 視点 人工知能はみようみまねマシンの究極形. 情報管理, Vol. 59, No. 5, pp. 331-335, 2016.
- [2] 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.
- [3] David Goldberg, David Nichols, Brian M Oki, and Douglas Terry. Using Collaborative Filtering to Weave an Information Tapestry. *Commun. ACM*, Vol. 35, No. 12, pp. 61-70, 1992.
- [4] 三條 知美, 櫻井 彰人. トピックモデルによる検索クエリの分類に関する研究 (言語理解とコミュニケーション) – (第 7 回テキストマイニング・シンポジウム). 電子情報通信学会技術研究報告 = IEICE technical report : 信学技報, Vol. 115, No. 222, pp. 63-68, 9 2015.
- [5] 大知 正直, 関 喜史, 川上 登福, 小野木 大二, 野村 眞平, 吉永 恵一, 松尾 豊. ユーザの成長を促進する情報推薦. 第 27 回人工知能学会全国大会 (JSAI 2013) 予稿集 3E3-7, 2013.
- [6] 総務省. 平成 26 年版情報通信白書, 2014.
- [7] 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. <https://www.rsc-web.jp/pre/img/161027.pdf>, 2016.
- [8] Marc Stickdorn and Jakob Schneider. *THIS IS SERVICE DESIGN THINKING : Basics, Tools, Cases*. Wiley, 2012.
- [9] 清田 陽司, 楡井 泰行, 篠田 孝祐, 諏訪 博彦, 栗原 聡. マイクロブログデータによる顧客理解の試み〜クラウドソーシングの適用による 住まい探し行動コーパスの構築〜. ARG Web インテリジェンスとインタラクション研究会 第 6 回研究会 予稿集 (ARG WI2 No. 6 WI2-2015-01), 2015.
- [10] 石田 陽太, 清田 陽司. 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. ARG Web インテリジェンスとインタラクション研究会 第 8 回研究会 予稿集 (ARG WI2 No. 8), pp. 29-30, 鹿児島市, 2016.
- [11] 株式会社ネクスト. AI による物件の不整合画像検出を開始. <http://www.next-group.jp/news/7529/>, 2016.
- [12] 国立情報学研究所 IDR 事務局. 情報学研究 データリポジトリ HOME'S データセット. <http://www.nii.ac.jp/dsc/idr/next/homes.html>, 2015.