

# 深層学習を用いた不動産画像の分類システムのビジネス適用

## Business utilization of real estate image classification system using deep learning

塚原 朋也\*<sup>1</sup>  
Tomoya Tsukahara

須藤 広大\*<sup>2</sup>  
Kodai Sudo

\*<sup>1</sup> 株式会社ブレインパッド  
BrainPad Inc.

\*<sup>2</sup> 株式会社ブレインパッド  
BrainPad Inc.

In the real estate industry, they need to reduce the cost of operations by using deep learning. This paper mentions real estate image classification system we built for Daito Trust Co., Ltd.

### 1. はじめに

近年、深層学習を活用し、ビジネスに適用するというニーズが多くなってきている。画像認識や画像分類では、Google 社によるサービスなど、機械学習の専門知識がなくてもカスタマイズされた機械学習モデルの構築が可能となっている。このコモディティ化の流れにより、深層学習の活用を益々後押しする要因になっていると考えられる。

### 2. 物件写真自動掲載システムについて

不動産業界において、深層学習の活用により業務におけるコスト削減を図りたいというニーズがあり、大東建託株式会社向けに不動産画像の分類システム(物件写真自動掲載システムと呼ぶ)を構築し、ビジネス適用に至った。

#### 2.1 背景・目的

大東建託株式会社では、営業スタッフが不動産画像を目視でリビングやキッチン、玄関、洗面所などの分類種別を設定し、1枚ずつ手作業で基幹システムへ登録していた。この登録作業は物件1件あたり5~10分程を要し、その登録総数は年間30万件近くにのぼるため、その膨大な作業時間の効率化が課題となっていた。

上記の単純作業に要する工数を削減することで、営業スタッフの工数を付加価値の高い業務へ振り分けるため、不動産画像の分類および基幹システムへの登録を自動化するシステムを構築する。

#### 2.2 機能内容

物件写真自動掲載システムでは、次に挙げる機能を備えている。

##### (1) 不動産画像のアップロード

- 物件ごとのフォルダに関連する複数の不動産画像を纏めて、アップロードする。
- 基幹システムとのAPI連携により基幹システムに存在する物件かどうかをチェックする。このチェックは大東建託株式会社が管理している物件どうかを確認するために行うものである。

##### (2) 不動産画像の分類

- 深層学習活用による不動産画像の分類として、部屋に関連する21分類器による分類を行う。クラスの内訳は、外観、

その他共有部分、その他部屋・スペース、トイレ、洗面所、収納、バルコニー、庭、セキュリティ、眺望、キッチン、その他設備、エントランス、ロビー、リビング、居室、風呂、その他(画像)、玄関、周辺環境、駐車場である。

- 上記以外は、ルールベースによる分類を行う。

##### (3) 不動産画像の登録

基幹システムへ不動産画像を登録する。その後、基幹システムを経由して不動産物件サイトに掲載される。

### 2.3 期待効果

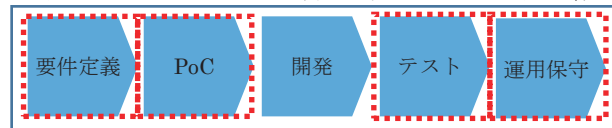
営業スタッフの作業時間が1物件あたり約70%短縮され、1ヶ月あたりに換算すると約3,000時間の作業時間削減に寄与することが見込まれる。

### 3. ビジネス適用までの進め方

第1段階として、不動産画像のアップロード、分類、登録といった一連の業務フローを満たすWEBアプリケーションを実装し、限定的な範囲でリリースする。限定的な範囲とは、一部の営業店を指す。このリリースにより、全国営業店へのビジネス適用に向けて必要になる要求事項がより一層明確なものとなる。

次の段階として、全国営業店へのビジネス適用に向けた追加機能をリリースする。UI改善や新たなルールベースによる画像分類の追加が主な対応となる。

上記の1つのリリースにつき、次に挙げる5つの工程を踏む。



ここでは、要件定義、PoC、テスト、運用保守の部分にフォーカスする。

#### 3.1 要件定義

顧客の要求事項からシステムに実装すべき機能要件や性能要件を定義する。特に、対象の分類種別を精査し、その精度目標について顧客の合意を得ることが重要である。要件定義工程の取り組みは、最も特筆すべき点であるため詳細を後述したい。

#### 3.2 PoC

受領した不動産画像の重複を削除し、モデル学習用のデータセットを構築する。その後、対象の分類種別を定義しモデル構築および検証を実施する。なお、不動産画像の分類種別のラベルは、受領データをそのまま流用する。

対応スピードとコストを両立することは重要な要素であるが、Google社のサービスであるCloud AutoMLが有効である。同程度の精度を発揮することを確認済みである。

### 3.3 テスト

システム観点に加えて分析モデル観点のテストが必要になる。後者では、要件定義工程にて顧客と合意の得られた対象の分類種別とその精度目標を達成していることを確認する。

検証方法は、予測したクラスと実際の正解クラスとの混同行列を作成して、正解率を評価する。物件写真自動掲載システムを介した場合は、分類結果と不動産画像を目視で確認する。

### 3.4 運用保守

全国営業店へのビジネス適用を実現するには、システムの安定運用が必須条件となる。季節性が高くデータの増減が著しいものであるためスケールアウトの仕組みやシステムリソース監視、プロセス監視、アラート通知といった非機能要件を満たす。

分類精度の監視や今後必要になると思われる再学習の頻度を見据えて、分類結果とそれらに必要な履歴管理の仕組みやサービス提供後のランニングコストを調整し、顧客の合意を得ることも必要になる。

その他に、モックアップ、α版、β版、正式版といった形で段階的にシステムを成長させながら顧客要望を具体化することが有効であり、リリース自動化の仕組みを準備することで効率的にリリースを実施することができる。

## 4. 要件定義工程での取り組み

要件定義工程の取り組みについて、特筆すべき点は次の通りである。

### 4.1 深層学習活用による画像分類に関する要件定義

対象の分類種別を精査し、その精度目標を設定する。不動産画像の分類結果の具体例や精度の良し悪しが発生する原因を顧客に説明し、対応スコープについて顧客の合意を得る。

例えば、精度が良いものの代表例として、トイレ、洗面所、セキュリティ、キッチン、風呂、周辺環境などがあり、人が容易に判断出来そうな分類種別は、90%以上の高精度となる。逆に精度が悪いものの代表例として、その他画像、ロビーなどがあり、人が容易に判断出来ず、分類種別のラベル付け基準がぶれやすい分類種別は、50%を下回る低精度となる。その他に、受領データに誤ったラベル付けがされた不動産画像が含まれているため、ミスリードを引き起こしている可能性があることを顧客に説明する。

### 4.2 ルールベースによる画像分類に関する要件定義

深層学習活用による画像分類で対応困難なものはルールベースによる画像分類を行う。

例えば、リビング、居室、その他部屋スペースの3つの分類種別に関しては、リビング付き物件の間取り(e.g. 1LDK、2LDK)の不動産画像をリビングに分類し、リビングなし物件の間取り(e.g. 1DK、2DK)の不動産画像を居室に分類するための工夫が必要になる。基幹システムとのAPI連携により間取り情報(e.g. 1LDK、2LDK、1DK、2DK)を取得し、その値を判断基準にして居室をリビングへ、またはリビングを居室へ上書きする。その他部屋スペースは、強制的に居室に上書きする。

間取りに関しては100%の分類精度が要求される。物件写真自動掲載システムでは、間取りは必ずファイルの拡張子がgifと

なるため、これを判断基準とする。他に、ファイル名のprefix(e.g. madori-\*.jpeg)で判断する方法も考えられる。

建物外観と部屋外観に関しては、建物と部屋それぞれに外観がある。部屋に関連する21分類器を活用して、外観の分類スコアが最も高い不動産画像を建物外観、次に分類スコアの高い不動産画像を部屋外観とする。

### 4.3 機能仕様に関する要件定義

不動産画像の分類は、全分類種別に対して精度100%を保つことは現実的でないため、営業スタッフが手作業で分類種別の変更を行い、リカバリー可能なUIを実装する。

不動産画像の基幹システムへの登録では、不動産画像の登録順番(e.g. 1枚目、2枚目、3枚目)、登録種別の優先順位(e.g. 1枚目はリビングと居室のいずれか、2枚目はキッチン、3枚目は風呂)といった業務仕様を満たす。パズルゲームのように不動産画像のドラッグ&ドロップによる登録順番入れ替えといったモダンなUIを導入し、システムの利便性向上を図りつつ作業時間の効率化に繋げる。

## 5. 考察

実運用では、深層学習活用による画像分類とルールベースによる画像分類の両者をバランス良く組み合わせ、最大限の分類精度を発揮することが重要になる。また、業務効率化においては、モダンなUIを導入することは依然として欠かせないものである。

### 5.1 今後の課題

これまで述べてきたもののうち、今後、対応すべき課題を次に挙げる。

#### (1) 不動産画像の分類種別のラベル付け基準のぶれ

- 分析結果は不動産画像の分類種別のラベル付けの精度の依存度が大きく、50%を下回る低精度となる場合がある。
- 今後は、明らかにミスリードを起こしそうなデータを修正し、誤った分類種別が付与されたデータを学習データから除外するように対応したい。

#### (2) 人手を介する分析モデルのテスト

- 分析モデルのテストにて目視で確認する部分が残る。
- 今後は、数理統計的な判断基準を取り入れることによる分析モデルのテストの自動化を検討したい。

#### (3) 分析モデルの運用保守

- システムの長期運用に際して、モデル学習時点と物件写真自動掲載システムに実際にアップロードされる時点の不動産画像に乖離が発生する可能性がある。
- 分析モデルの精度低下を検知する仕組みや再学習を実施した場合のデータセットと分析モデルを管理できるように対応したい。

## 6. 謝辞

物件写真自動掲載システムは、大東建託株式会社の協力による。

### 参考文献

[BrainPad.inc 2018] BrainPad Inc.: ブレインパッド、大東建託へAIを活用した賃貸物件の画像分類システムを構築・提供、<http://www.brainpad.co.jp/news/2018/06/11/7695>.