

説明文・内観画像・間取り画像を用いた不動産物件の分析手法 - ハウスメーカーが提案する子育て世帯向け住宅実例を対象としたケーススタディ -

下村隼生*・沖拓弥**

Analysis Method for Real Estate Properties Using Descriptions, Interior Images, and Floor Plan Images - A Case Study of Housing Examples Proposed by Housebuilders for Households with Children -

Toshiki SHIMOMURA, Takuya OKI

Abstract: There are many viewpoints to consider when looking for housing, and the gap between the residents' needs and reality is often noticed after they move in. If there is a method to quantitatively express the various characteristics of the property and the needs of residents, it may be possible to help narrow this gap. Therefore, in this paper, we constructed a method for analyzing the characteristics of a proposed property from various viewpoints by using the description, interior images, and floor plan images of a housing example for households with children proposed by house builders on its website. Furthermore, We integrated the housing features extracted by the constructed analysis method and discussed the overall characteristics of the properties by the housebuilders.

Keywords: ハウスメーカー (housebuilder), 子育て世帯 (household with children), データマイニング (data mining), 内観画像 (indoor image), 間取り分析 (floor plan analysis)

1. はじめに

1.1. 研究の背景

住まい探しにおいて考慮すべき観点は多く、居住者のニーズと実態との間に存在するギャップに入居後に気づくことも多い。特に、住まい探しの経験が浅く、また、子育て環境等さまざまな条件を考慮した住まい探しを要求される子育て世帯は、ギャップを感じやすい可能性がある。株式会社トナリスク (2022) の「子育て家庭の引越し」に関する調査によると、引越し後の子育て生活で「引越し前にもっと引越し先のこと (町・周辺環境・物件) を調べておけばよかった」と後悔をしている人の割合は回答者全体の 47.4% であり、後悔の理由としては「物件の内装・間取り・設備に不足があった」が最も多いとされている。こうした背景を踏まえると、子育て世帯の住まい手の入居前後のギャップを減少させる上では、供給されている物件の特徴を複数の視点から評価・整理する手法が求められる。

1.2. 関連する既往研究

子育て世帯向け住宅の特徴を分析した研究として、元木・山田 (2017) の研究がある。子育て世帯向け住宅のコンセプトやモデルプランに関する説明文を分析し、ハウスメーカーごとに積極的に価値を見出している住宅の特徴やコンセプト、理念に差異があることを示している。一方で、モデルプランという限られた事例を扱っているため、各社で似通った特徴のみが強調される傾向があり、住宅の多様な特徴を把握することが難しい。また、住宅の印象・雰囲気の特徴については議論されていない。

住宅の内観画像の雰囲気を分析した研究として、林ら (2020) の研究がある。日本と台湾の集合住宅 22 事例を対象として、SD (Semantic Differential) 法による心理的評価実験を行い、日本と台湾の集合住宅のインテリアに見られる雰囲気の特徴を定量的に分析している。SD 法は印象を定量的に把握する分析手法として適しているが、調査を行うにあたり被験者を募る必要があり、大規模かつ多様な画像データを対象とするこ

* 学生会員 東京工業大学環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)
〒152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1 E-mail: shimomura.t.aa@m.titech.ac.jp

** 正会員 東京工業大学環境・社会理工学院 (Tokyo Institute of Technology)

とは難しい。

また、部屋同士の隣接関係から間取りの特徴を分析した研究として、瀧澤ら（2008）の研究がある。賃貸マンションの室配置の特徴を Emerging Patterns (Dong and Li, 1999) と呼ばれる相関ルールを用いて抽出し、賃料との関係を分析している。類似した隣接関係をもつ間取りをグルーピングできれば、この相関ルールを適用して間取りの特徴を分析できる可能性がある。

1.3. 本研究の目的

本研究では、ハウスメーカーがホームページ上で公開している子育て世帯向け住宅実例から得られるデータ（説明文、内観画像、間取り画像）を用いて、提案物件の特徴を多様かつ客観的な観点から分析する手法を構築する。具体的には、まず、説明文に着目し、子育て世帯向け住宅の特徴を多世帯向け住宅と比較しながら把握するとともに、各社の特徴を分析する。次に、内観画像データに着目し、各居室から受ける印象や雰囲気といった、物件の内観に見られる特徴を分析する。さらに、間取り画像に着目し、部屋同士の頻出隣接パターンといった物件の間取りの特徴を分析する。最後に、これらの結果から、各社が提案する物件の総合的な特徴について考察する。

2. 子育て世帯向け住宅の特徴分析の流れ

2.1. 分析用データの概要

子育て世帯向け住宅および多世帯向け住宅に関する建築実例（以下、住宅実例）をホームページ¹⁾上で公開している、国内ハウスメーカー6社（A社～F社）を対象とする。それぞれの住宅実例ページから、スクレイピング²⁾により、各住宅実例に関する説明文、内観画像、および間取り画像データを収集する（図1）。ただし、内観画像および間取り画像については、住宅実例ページで間取り画像を掲載していないB社、E社以外の4社を対象とする。

2.2. （子育て世帯向け住宅の）コンセプト分析

子育て世帯向け住宅と、子育て世帯向け住宅同様に多くの住宅実例が公開されている多世帯向け



図1 分析用データの概要

住宅について、それぞれの説明文を比較することで、子育て世帯向け住宅に特徴的な設計コンセプトを把握する。本研究では、1つの住宅実例に関する説明文を1文書とする。子育て世帯向け住宅では372件の説明文の文書集合、多世帯向け住宅では150件の説明文の文書集合を分析に用いる。説明文の特徴は、文書集合に含まれる単語同士のつながり関係や出現パターンの類似度、出現頻度の関係を視覚的に把握することができる共起ネットワーク図を作成することで分析する。共起ネットワーク図の作成にはKH Coder（樋口，2020）を使用し、単語同士の共起の程度の計算には以下のJaccard係数を用いる。

$$\text{Jaccard 係数} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

ここでAは文書集合のうち単語Aを含む文書、Bは文書集合のうち単語Bを含む文書を指し、

Jaccard 係数は単語 A, B の共起の強さを表す。

2.3. 各社のコンセプト分析

ハウスメーカー 6 社の住宅実例に関する説明文を用いて、各社に特有の子育て世帯向け住宅の設計コンセプトを把握する。ここでは、各社の設計コンセプトを分析するために、ハウスメーカー 6 社の関係を視覚的に把握可能な対応分析を用いる。対応分析の実行には KH Coder (樋口, 2020) を使用する。

2.4. 内観特徴分析の方法

住宅実例に含まれる内観画像を用いて、子育て世帯向け住宅の各居室から受ける印象・雰囲気进行分析する。画像から印象・雰囲気进行分析の際、林ら (2020) の研究で行われているように SD 法を用いることが考えられる。しかし、本研究のように画像の枚数が多い場合、多大なコストを要し現実的ではない。そこで本研究では、機械学習による画像分類手法を応用し、内観画像の特徴分析を試みる。具体的には、大規模画像データセットで学習された畳み込みニューラルネットワーク (CNN) である VGG16 (Simonyan and Zisserman, 2015) モデルを用いて、内観画像⁴⁾ を特徴ベクトルに変換した後、クラスタリングを行い、各クラスタの特徴を解釈する (図 2)。特に、各社が住宅実例に公開しており、住宅の印象・雰囲気に大きな影響を与える可能性が高いリビングらしい⁵⁾ 画像を対象とする。

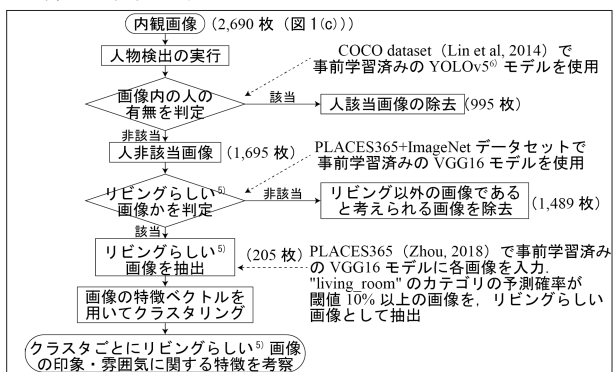


図 2 内観特徴分析の流れ

2.5. 間取り特徴分析

住宅実例に含まれる間取り画像の室同士の隣接関係に着目し、子育て世帯向け住宅の間取りの特

徴を分析する (図 3)。間取り図から得られるグラフ情報をもとに、間取りをいくつかのクラスタに分類する。具体的には、室同士の隣接関係をもとに、間取り同士の類似度を算出する MCS 類似度 (図 3(c)) を用いて、全間取りの組み合わせの非類似度行列を作成し、クラスタリングを実行する。

各クラスタの特徴は、他のクラスタには出現頻度が低く、対象とするクラスタでのみ出現頻度が高い部分グラフ構造 (図 3(d)) を頻出部分グラフマイニングアルゴリズムである gSpan (Yan and Han, 2002) で抽出し、考察する。

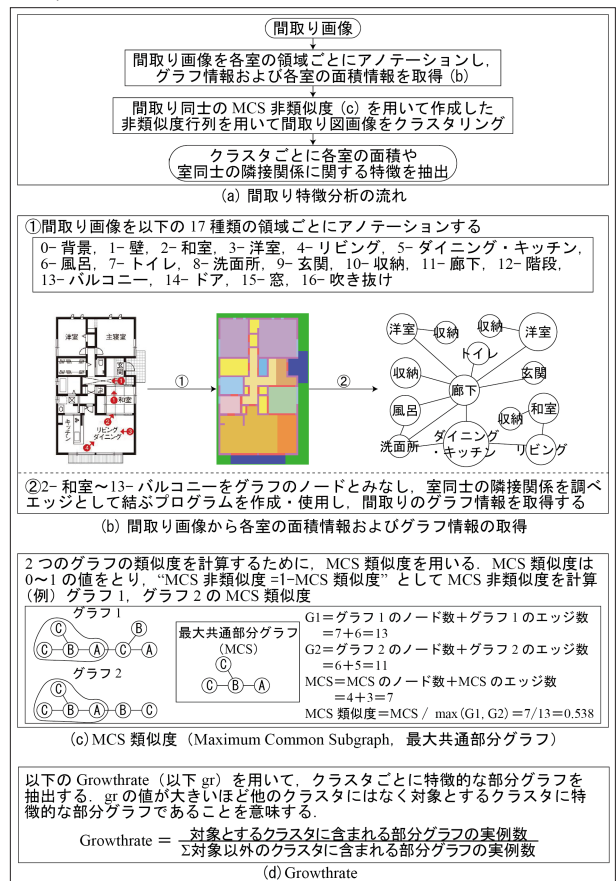


図 3 間取り特徴分析の流れ

3. 子育て世帯向け住宅の特徴分析の結果

3.1. (子育て世帯向け住宅の) コンセプト分析の結果

図 4 は子育て世帯向け住宅、図 5 は多世帯向け住宅に関して、それぞれ住宅実例の説明文データをから共起ネットワーク図を作成したものである。

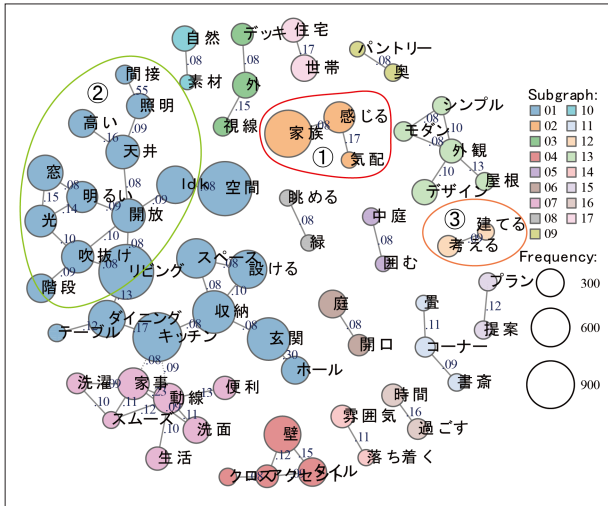


図4 子育て世帯向け住宅に関する
共起ネットワーク図

①家族との距離感：子育て世帯向け住宅では「家族」-「感じる」-「気配」が共起し、住宅内で家族の存在を感じられる空間が要求される。一方、多世帯向け住宅では「お互い」-「気兼ね」-「距離」や、「人」-「集まる」-「自然」といった語の共起から、個人の空間を尊重しつつも、家族で集まるための場も設けたメリハリのある空間が求められることを示唆している。

②住宅設計に対する要求：子育て世帯向け住宅の場合は「建てる」-「考える」が共起しているのに対し、多世帯向け住宅の場合は「建て替え」-「前」が共起している。すなわち、前者はニーズの発掘から設計を始めるのに対し、後者は前の家との差異に焦点を当てて設計が行われる傾向を示していると推察される。

③住宅の機能面・デザイン面での提案：共通して、機能面では「動線」を、デザイン面では「天井」、「吹き抜け」、「窓」、「照明」が重要視される傾向が表れている。

3.2. 各社のコンセプト分析の結果

ハウスメーカー6社の子育て世帯向け住宅に関する説明文を用いて対応分析を実行し、各社の住宅実例の特徴を相対的に位置付けた(図6)。

第1軸(図6横軸)に着目すると、正方向に突

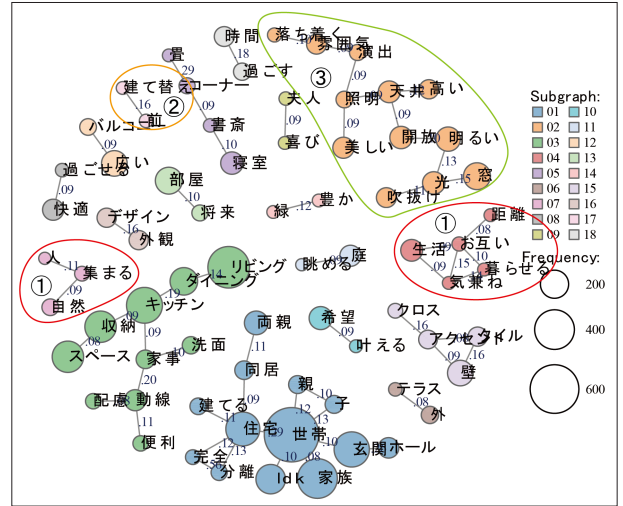


図5 多世帯向け住宅に関する
共起ネットワーク図

出して「奥さま」、「主人」といった特定の個人を指す語が分布している。また、「要望」といった語も出現していることから、顧客のニーズに関係する語が分布していることが読み取れる。一方、負方向には「映える」、「美しい」、「アクセント」といった空間デザインに関する語とともに「天井」、「ホール」、といった具体的な空間名が分布している。すなわち、ハウスメーカーのシーズに関する語が分布していることが読み取れる。以上より、第1軸正方向は「ニーズ、傾聴力」、負方向は「シーズ、提案力」と解釈できる。

第2軸(図6縦軸)に着目すると、正方向には「雰囲気」といった空気感に関する語や、「料理」、「子育て」といった生活シーンに関する語が分布している。一方、負方向には「デッキ」、「屋根」、「外壁」といった人の目に触れやすい場所に関する語や、「素材」、「木」、「緑」といった素材に関する語が分布していることが読み取れる。以上より、第2軸正方向は「生活、空気感」、負方向は「素材、見た目」と解釈できる。

これら2つの軸を基準にすると、提案力に特徴のあるA社、外観に特徴があるB社、日常生活や顧客ニーズに特徴のあるD社、総合的なC、E、F社というように、各社の子育て世帯向け住宅の相対的な位置付けを把握できる。

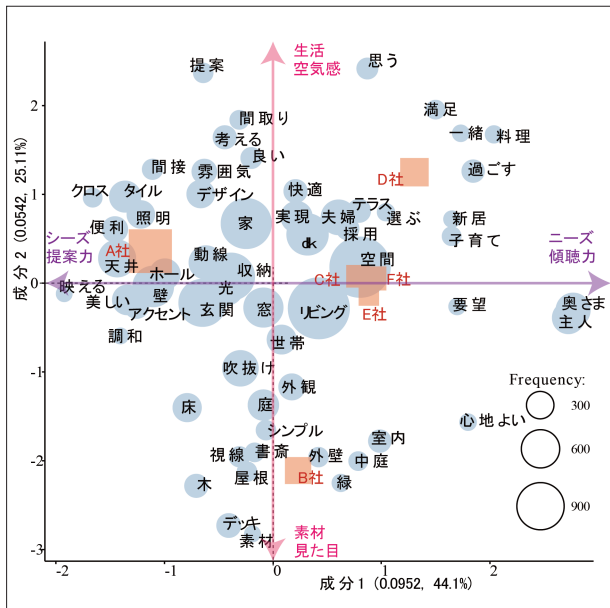


図6 各社の説明文に対する対応分析の結果

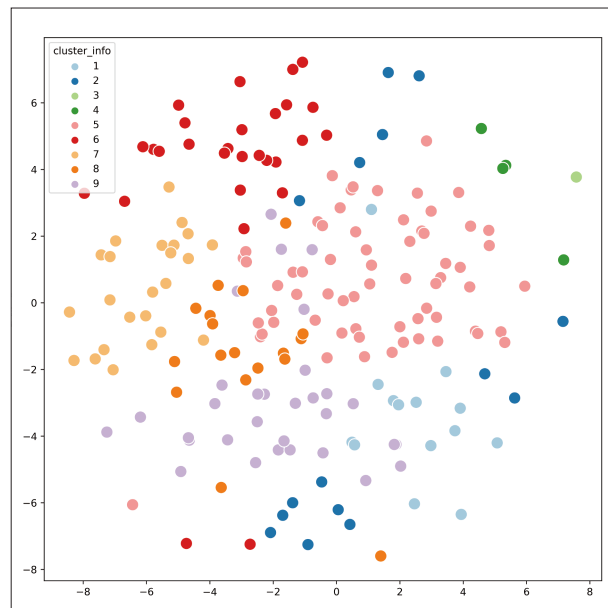


図7 リビングらしい画像のクラスタリング結果



図8 各クラスタに含まれるリビングらしい画像の例

3.3. 内観特徴分析の結果

図7に、リビングらしい画像の特徴ベクトルを用いて、階層的クラスタリングにより画像を9つのクラスタに分けた後、t-SNE (t-Distributed

Stochastic Neighbor Embedding) (Maaten and Hinton, 2008) で各画像を2次元平面にプロットした結果を示す。また図8には、各クラスタに含まれる画像の例を示してある。

クラスタ① (15 枚) には、色に特徴があり個性的な印象の空間が、クラスタ② (15 枚) には、壁面に優しい色が用いられ、部屋の隅にもものが集約された子ども部屋のような印象の空間が抽出されている。クラスタ④・⑤の空間は天井部分に特徴が見られ、特にクラスタ④ (5 枚) には吹き抜けがあり開放感のある空間が、クラスタ⑤ (66 枚) には天井や梁に特徴が見られ、レトロモダンな印象のある空間がそれぞれ抽出されている。クラスタ⑥ (29 枚) には、床面に段差や色を用いた境界があり、メリハリのある印象を受ける空間が抽出されている。そして、クラスタ⑦・⑧・⑨には、窓が印象的な空間が抽出されており、特にクラスタ⑦ (24 枚) には自然を取り入れた開放感ある空間が、クラスタ⑧ (18 枚) には木のぬくもりが感じられる落ち着いた空間が、クラスタ⑨ (32 枚) には家具の色に特徴があるスタイリッシュな空間がそれぞれ抽出されている。

3.4. 間取り特徴分析の結果

図 9 に、間取り画像から作成した MCS 非類似度行列をもとに k-means++ により各間取りを 6 つのクラスタに分けた後、t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) (Maaten and Hinton, 2008) で各間取りを 2 次元平面上にプロットした結果を示す。また、各クラスタについて、gr 上位 2 位までの部分グラフを図 10 に示す。

クラスタ①、⑤については、抽出された部分グラフに洋室が多く含まれる点が特徴で、家族の人数の多い世帯向けの間取りと考えられる。具体的に間取りを比較すると、クラスタ①の間取りは、階段がリビングやダイニング等の居室と繋がっている傾向があるのに対し、クラスタ⑤の間取りは、廊下を介して洗面所やトイレと接続しているという違いが見られる。対応する住宅実例の説明文を参照すると、クラスタ①では、「人をもてなす」や「友人を招いて」等、人を招き入れる内容の言及があるのに対し、クラスタ⑤では、「家族一緒にの安心感」や「お子様との楽しい時間を育む住まい」といった、家族の時間を大切にしたいという趣旨の言及が見られ、こうした違いが階段の

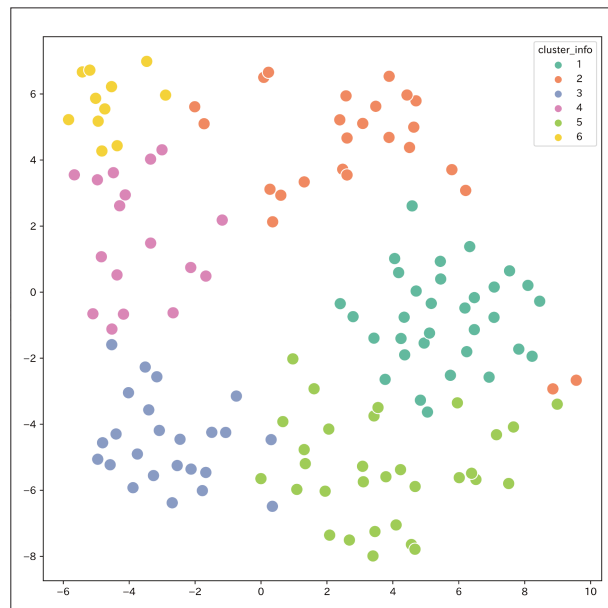


図 9 間取り画像のクラスタリング結果

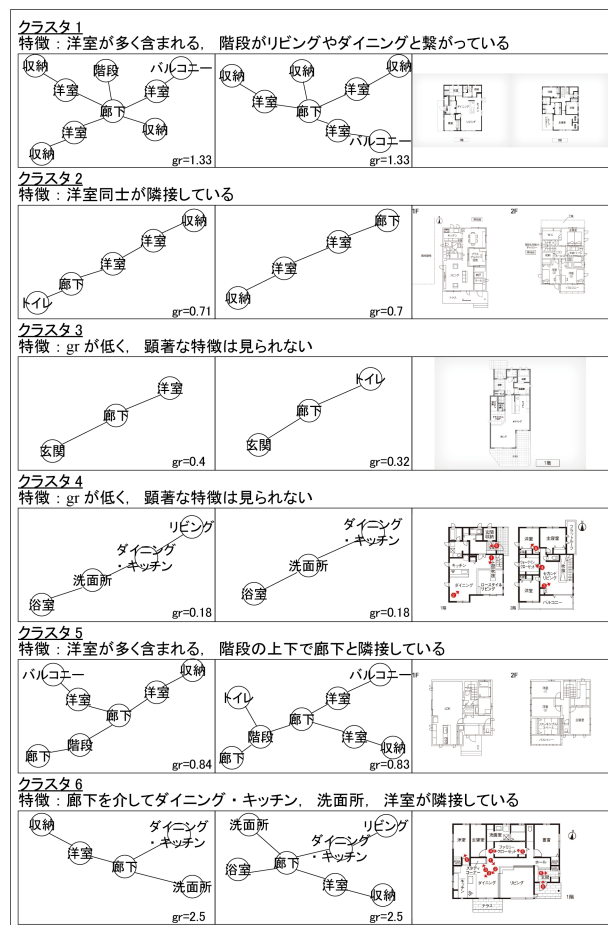


図 10 各クラスタに特徴的な部分グラフと間取りの例

配置に関係している可能性がある。

クラスタ③、④については gr が低く、特徴的

な部分グラフは抽出できなかった。

クラスタ②については、複数の洋室が隣接している部分グラフが特徴的である。対応する住宅実例を参照すると、室間に簡易的な間仕切りを設け、可変的な間取りを実現しているパターンや、寝室の横に書斎を、洋室の横にスタディーコーナーを設ける等、2つの役割を持った室が隣接しているという傾向が見られた。

クラスタ⑥については、廊下を介してダイニング・キッチン、洗面所、洋室が隣接している傾向がある。対応する住宅実例を参照すると、平屋の住宅であるため1フロアに様々な機能を共存させる必要があること、もしくは、1階で洋室を広い物置スペースとして利用しているという特徴が見られた。

3.5. 各社の物件の総合的な特徴

図11に各社の住宅実例におけるリビングらしい画像のクラスタ構成比(3.3節と対応)、図12に各社の住宅実例における間取りのクラスタ構成比(3.4節と対応)を示す。説明文の対応分析(図6)の結果を踏まえつつ、多様な観点を考慮して各社の物件の特徴を整理すると、

- ・提案力やデザインに強みがあるA社は、内観画像の分析から、特に窓を生かしたデザインに特徴がある。
- ・生活や顧客ニーズに特徴があるD社では、住宅外部からはわからない、住宅内部の天井のデザインなど、内部空間の演出に特徴があるものと推察される。
- ・総合的なC社は、リビング画像、間取りそれぞれのクラスタがバランスよく存在していることが読み取れる。
- ・同じく総合的なF社については、吹抜けのあるリビングが見当たらず、間取りは平屋空間に多いクラスタ⑥の占める割合が高い傾向が見られる。さらに、リビング画像のクラスタ⑥に見られる段差のある空間や、間取りのクラスタ②に見られる可変的な間取りなどの占める割合が高いことも特徴で、他社との差別化が図られている可能性がある。

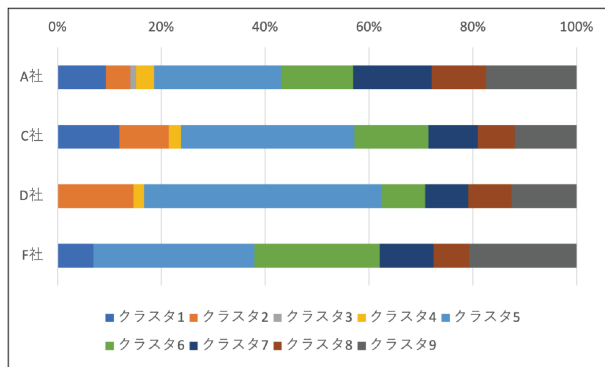


図11 各社のリビングらしい画像のクラスタ構成比

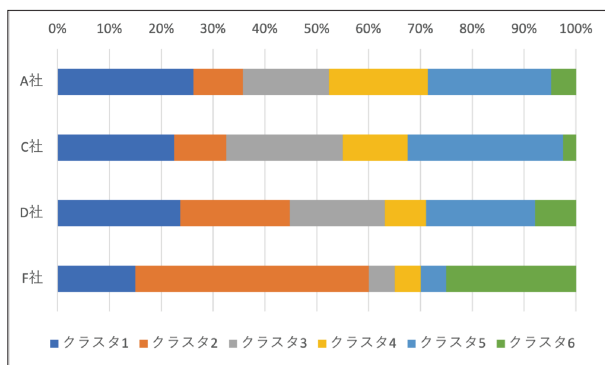


図12 各社の間取りのクラスタ構成比

4. まとめ

本研究では、ハウスメーカーがホームページ上で公開している子育て世帯向け住宅実例から得られる説明文・内観画像・間取り画像を用いて、提案物件の特徴を多様な観点から分析した。結果、説明文からは子育て世帯向け住宅のコンセプトおよび各社のコンセプトの特徴を、内観画像からは住宅の印象・雰囲気などに大きな影響を与える可能性が高いリビングらしい画像の空間の特徴を、間取り画像からは対応する住宅実例を参照しながら間取りの部分グラフ構造の特徴を抽出した。

また、説明文・内観画像・間取り画像それぞれから抽出された住宅の特徴を総合的に評価することで、各社が提案する物件の特徴を示した。

今後は、実際に住宅を探している人に対し、住宅探しに置いて重視している住宅の特徴を調査し、本研究で明らかにした住宅の特徴がどれだけ住まい手のニーズに寄り添ったものが供給されているかを分析する予定である。

謝辞

間取り図画像のアノテーション作業に協力いただいた高井峻さん、山中理沙さん、今出川祐亮さん、堯裕佳さん、原田慶紀さん、Nguyen Hong Thai さん（東京工業大学環境・社会理工学院 沖研究室）に謝意を表します。

注

- 1) 以下の URL を対象にスクレイピングを行った。
 - ① <https://www.sekisuihouse.co.jp/kodate/works/>,
 - ② <https://www.sekisuiheim.com/case/>, ③ <https://www.toyotahome.co.jp/chumon/jitsurei/>, ④ <https://www.misawa.co.jp/kodate/ziturei/>, ⑤ <https://homes.panasonic.com/common/case/>, ⑥ <https://www.daiwahouse.co.jp/jutaku/visit/index.html>
- 2) スクレイピングの際、プログラミング言語は Python を、Web ブラウザの操作の自動化には Selenium を、データの取得および解析には Beautiful Soup を使用した。
- 3) 間取りの件数は、各階の間取り画像を 1 件と数えるのではなく、住宅実例の件数を指す。
- 4) 人が映りこんでいる画像は分析のノイズとなる可能性があるため、人物検出モデル⁶⁾を用いて予め除外する。
- 5) 画像を収集した時点では、各画像がどの居室であるかが不明である。そこで、PLACES365 (Zhou, 2018) で事前学習済みの VGG16 モデルに各画像を入力。"living_room" のカテゴリの予測確率が閾値 10% 以上の画像を、リビングらしい画像と見なした。
- 6) YOLOv5 の学習済みモデルは、以下の URL で公開されている、yolov5s モデルを使用した。
<https://github.com/ultralytics/yolov5>

参考文献

瀧澤重志・吉田一馬・加藤直樹 (2008) グラフマイニングを用いた室配置を考慮した賃料分析 京都市郊外の 3LDK を中心とした賃貸マンションを対象として. 日本建築学会環境系論文集, **623**, 139-146.
林孟穎・楊子誼・積田洋・小林美紀・黄琳琳 (2020)

日本と台湾における集合住宅のインテリアの研究 (その 1) リビング空間における心理評価の研究. 日本建築学会大会学術講演梗概集, E-1 分冊, 963-964.

樋口耕一 (2020) 社会調査のための計量テキスト分析—内容分析の継承と発展を目指して【第 2 版】. ナカニシヤ出版.

元木望・山田あすか (2017) 「子育て」を焦点に開発される商品としての住宅における子育て要素と住空間構成に関する研究. 日本建築学会大会学術講演梗概集, E-1 分冊, 1143-1144.

株式会社トナリスク (2022) 【要因と対策を調査!】子育て家庭の引越し, その半数近くが後悔! トラブルを未然に防ぐために行うべきこととは?, <<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000005.000074825.html>>.

Dong, Y. and Li, J. (1999) Efficient mining of emerging patterns: discovering trends and differences. *Proceedings of the Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 43-52.

Lin, T., Maire, M., Belongie, S., Bourdev, L., Girshick, R., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Zitnick, C.L. and Dollar, P. (2014) Microsoft coco: common objects in context. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 740-744.

Maaten van der, L. and Hinton, G. (2008) Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*, **9**, 2579-2605

Simonyan, K., Zisserman, A. (2015) Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations*.

Yan, X. and Han, J. (2002) Gspan: graph-based substructure pattern mining. *Proceedings of the 2002 International Conference on Data Mining*, 721-724.

Zhou, B., Lapedriza, A., Khosla, A., Oliva, A. and Torralba, A. (2018) Places: a 10 million image database for scene recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **40**, 1452-

1464.