

帰納論理プログラミングを用いた不動産間取り図からの選好抽出

Preference Learning from Real Estate Floor Plans using Inductive Learning of Answer Set Programs

橋本 琉¹ 尾崎 知伸^{1*}

Ryu Hashimoto¹ Tomonobu Ozaki¹

¹ 日本大学 文理学部

¹ College of Humanities and Sciences, Nihon University

Abstract: In this paper, we discuss preference learning for real estate floor plans. Specifically, we use Answer Set Programs to represent the connections among rooms as well as some properties of each room such as size and shape. Then, weak constraints representing the preferences on some purposes will be extracted using inductive preference learning of answer set programs. The usefulness of our proposal are assessed using different purposes among nine rental properties.

1 はじめに

不動産物件の選好基準には、各部屋の大きさや形、窓や収納の数など部屋に関する属性に加え、部屋同士の繋がりや配置などの多様な要因が考えられ、またそれらは物件の使用用途に大きく依存する。使用用途に応じた具体的な選好基準を優先順位と共に明示化することは、借り手に対する物件選びの支援に加え、貸し手に対する賃料設定・物件アピールの根拠の提供や、物件設計者に対する新たな検討要素の提示に繋がり、その影響は大きいと考えられる。

これらのことと背景に、本研究では、部屋属性と部屋配置に着目し、使用用途に関する物件ランキングからその明示的な選好基準を獲得することを考える。具体的には、論理プログラムの一種である解集合プログラミング (Answer Set Programming, ASP) [1, 2] を用いて部屋属性と部屋配置を表現するとともに、ASP 上の帰納推論・選好学習の枠組みである ILASP (Inductive Learning of ASP) [3, 4] を利用し、選好基準を表す論理的規則（弱制約）群の抽出を試みる。

本論文の構成は以下の通りである。2章で関連研究について言及する。また3章でILASPによる選好学習について説明する。これらを基に、4章で不動産物件に関する選好学習の評価実験を行い、最後に5章でまとめと今後の課題を述べる。

2 関連研究

これまでに種々の要因に着目した不動産賃貸物件の分析が行われている。特に近年では、部屋配置（間取り）に着目した研究も多く、不動産間取り図から得られる情報を基に各物件を部屋を頂点、その繋がりを辺とするグラフに変換し、グラフ理論やグラフマイニング技術を用いた分析が行われている。例えば文献[5]では平面構成の分析が、文献[6]や[7]では賃料分析がそれぞれ行われている。また、賃料への影響が大きい間取りの積極的な抽出[8, 9]や説明可能AI技術を用いた賃料推定根拠の提示[10]に加え、文献[11]では、グラフ構造と住み心地の関連についての分析が展開されている。これらの関連研究に対し、本研究の中心課題は論理表現された間取り図を対象とした選好学習であり、表現・分析手法の面で大きく異なっている。

これまでに、論理プログラムを用いた選好学習に関し、いくつかの応用が報告されている。文献[12]では、SVMや決定木に加え、帰納論理プログラミングを用い、分類問題の枠組みを用いた選好学習について議論している。また文献[13]では、学習済みSVMモデルをオラクルとして利用することで学習データを構築するとともに、ILASPによる選好学習の枠組みを利用して、局所的な選好に関する説明及びモデルの大域的な説明を生成している。いずれの研究も、分析対象自身は命題論理で表現されるが、本研究では、述語論理を用いて表現されるより複雑な問題を対象としており、その点で大きく異なっている。

*連絡先：日本大学文理学部情報科学科
〒156-8550 東京都世田谷区桜上水 3-25-40
E-mail: ozaki.tomonobu@nihon-u.ac.jp

3 ILASP による選好学習

選好の抽出に際し、部屋の繋がりだけでなく、どの様な部屋属性をどれ程度含んでいるかも考慮することを考えた場合、多くの既存研究で採用されているラベル付きグラフによる表現は必ずしも十分ではない。そこで本研究では、述語論理に基づき、また量の概念も扱うことのできる解集合プログラミング [1, 2] を表現言語として採用する。また分析手法として、帰納論理プログラミングの近年の発展 [14] の一つである、解集合プログラムを対象とした帰納推論・選好学習の枠組みである ILASP[3, 4] を採用する。以下では、本研究に直接関係のある部分を中心に、ILASP による選好学習の枠組みを説明する。

ILASPへの入力は大きく、事例集合 $E = E^+ \cup E^-$ 、選好対（順序事例）集合 O 、背景知識 B 、仮説空間 S_M に分けられる。各事例 $e = \langle e^{inc}, e^{exc}, e^{ctx} \rangle \in E$ は、部分解釈に相当する 2つの基礎アトムの集合 e^{inc}, e^{exc} と、 e に固有の背景知識としての解集合プログラム e^{ctx} から構成される。また、選好対（順序事例） $o = \langle e_1, e_2 \rangle \in O$ は 2つの事例 e_1, e_2 から構成され、 e_1 より e_2 を好む ($e_1 \succ e_2$) という選好を表現する。解集合プログラム B は事例に共通の背景知識であり、また仮説空間 S_M は、モード宣言 M 等を用いて構築される、弱制約を含む解集合プログラムの集合である。ここで弱制約とは、 $b_1, \dots, b_n, c_1, \dots, c_m$ を原子式、 t_1, \dots, t_o を項、 w と l をそれぞれ重みとレベルを表す項としたとき

$$: \sim b_1, \dots, b_n, \text{not } c_1, \dots, \text{not } c_m.$$

$$[w @ l, t_1, \dots, t_o]$$

の形で表現されるルールであり、モデル間の選好基準を表す。より形式的には、プログラム P の安定モデルの集合を $AS(P)$ としたとき、 P と $A \in AP(P)$ に対し、レベル l 毎に

$$\begin{aligned} P_A^l &= \sum_{(w, l, t_1, \dots, t_o) \in weak(P, A)} w \quad \text{where} \\ weak(P, A) &= \{(w, l, t_1, \dots, t_o) | \\ A &\text{ は } b_1, \dots, b_n, \text{not } c_1, \dots, \text{not } c_m \text{ を満たす }\} \end{aligned}$$

なる値 P_A^l を計算し、 l を大きさを第一基準、 P_A^l の小ささを第二基準として、モデル間の優先順位を決定する。また $P_{A_1}^{l_1}$ より $P_{A_2}^{l_2}$ の優先順位が高いとき、それを $P_{A_1}^{l_1} \succ P_{A_2}^{l_2}$ と表現する。

以上の準備のもと、ILASP では $E = E^+ \cup E^-$ 、 O 、 B 、 S_M を入力とし、以下の 3 条件を満たす（リテラル総数に関して）最小の仮説 $H \subseteq S_M$ を導出する。詳細は、原著論文 [3, 4] を参照されたい。

1. $\forall e \in E^+, \exists A \in AS(B \cup e^{ctx} \cup H) [e^{inc} \subseteq A, e^{exc} \cap A = \emptyset]$
2. $\forall e \in E^-, \nexists A \in AS(B \cup e^{ctx} \cup H) [e^{inc} \subseteq A, e^{exc} \cap A = \emptyset]$

$$\begin{aligned} 3. \quad &\forall \langle e_1, e_2 \rangle \in O, \\ &\exists A_1 \in AS(B \cup e_1^{ctx} \cup H), A_2 \in AS(B \cup e_2^{ctx} \cup H) \\ &[P_{A_1}^{l_1} \succ P_{A_2}^{l_2}] \end{aligned}$$

なお本研究では選好学習にのみ焦点を当てており、 E^- 及び $e \in E^+$ における e^{inc}, e^{exc} は空集合であり、また S_M は弱制約のみを含む。従って実際には、上記の第 3 条件のみを考慮した弱制約の抽出（選択）が行われることになる。

4 間取り図の論理表現と選好の抽出

4.1 対象データと述語表現

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 LIFULL から提供を受けた「LIFULL HOME'S データセット」を利用した。データセットから、東急田園都市線の溝の口駅を最寄り駅とする、賃料や部屋面積に大きな差のない 2LDK, 3LDK の物件 9 件を選定し、実験に使用した。

本研究で採用した論理表現（述語）を図 1 に示す。なお、物件情報の論理表現への変換は、著者らが手作業で行った。

まず、部屋属性に関する述語について説明する。述語 `room_type` は、各部屋の種別を表すものである。本研究では 9 つの部屋種別（玄関、廊下、風呂、洗面所、トイレ、洋室、和室、LDK、ベランダ）を準備した。また `room_shape` は部屋の概形を表すもので、各部屋を（ほぼ）正方形、長方形、それ以外の 3 種に分類する。`has_window`, `has_closet`, `has_door` の 3 述語は、各部屋に付随する設備数を表すものであり、該当する設備を 1 つ以上含む部屋に対して準備する。また `has_wm_space`, `has_cooking_space` も同様、該当する部屋に対してのみ準備している。

次に、部屋配置に関する述語について説明する。`link` は部屋の繋がりを表す最も基本的な述語であり、部屋種別を表す `room_type` 述語と合わせることで、従来のラベル付きグラフによる表現を再現している。一方、`hop_to_entrance` は玄関から各部屋までの移動数に相当し、玄関と部屋間の最短経路長に相当する。また `corridor_to_rooms` は、廊下に対して定義される連結された部屋数を表す述語である。`independent_room` は、個室利用可能な部屋、すなわち次数 1 の洋室・和室を意味する。`hop_to_entrance` 以降の 3 述語は、例えば

```
corridor_to_rooms(R, NR) :-  
    room_type(R, corridor), NR = { link(R, _) } .  
independent_room(R) :-  
    room_type(R, jbed), 1 = { link(R, _) } .
```

部屋属性に関する述語	
●	room_type(R, T): 部屋 R のタイプは T である
●	room_size(R, A): 部屋 R の面積は A である
●	room_shap(R, S): 部屋 R の形は S である
●	has_window(R, NW): 部屋 R は NW 個の窓を持つ
●	has_closet(R, NC): 部屋 R は NC 個の収納を持つ
●	has_door(R, ND): 部屋 R は ND 個のドアを持つ
●	has_wm_space(R): 部屋 R には洗濯機置き場がある
●	has_cooking_space(R): 部屋 R には調理空間がある
部屋配置に関する述語	
●	link(R1, R2): 部屋 R1 と部屋 R2 は繋がっている
●	hop_to_entrance(R, NH): 玄関から部屋 R までは NH ホップである
●	corridor_to_rooms(R, NR): 廊下 R は NR の部屋とつながっている
●	independent_room(R): 部屋 R は個室としての利用可能である

図 1: 間取り図に対する述語表現

などのルールを用いて表現することが可能である。しかし今回は、計算時間を考慮し、事前に計算した上でファクトとしてシステムへと与えている。

4.2 選好対の設定

本研究では、対象 9 物件に対する下記のランキングから選好対を設定した。

1. 賃料に基づくランキング（賃料の降順）
2. 単独での利用（一人暮らし）を想定した場合のランディング
3. 友人 2 名での利用（シェアハウス）を想定した場合のランディング

賃料以外のランキングは、大学生 6 名によるアンケート調査より決定している。表 1 に 9 物件のランキング

物件	表 1: 物件のランキング		
	賃料	一人暮らし	シェアハウス
物件 1	1	5	5
物件 2	2	4	3
物件 3	3	6	7
物件 4	4	7	6
物件 5	5	3	4
物件 6	6	8	9
物件 7	7	2	1
物件 8	7	1	2
物件 9	9	9	8

を示す。表から、使用目的によってランキングが大きく変わっていることが分かる。

各ランキングからの選好対の生成は、第 i 位と $i+1$ 位の間に顕著な差が認められる場合に選好対

ランク i 位の物件 \succ ランク $i+1$ 位の物件

を生成することを基本とし、いくつかの例外を追加・削除する形で行った。結果として、賃料ランキング、一人暮らしランキング、シェアハウスランキングのそれぞれで、9 件、7 件、8 件の選好対が得られ、それらを教師情報として利用した。

4.3 結果と考察

各ランキングに対して得られた選好基準（弱制約）を図 2 に示す。ここで弱制約は、 $[w@l, t_1, \dots, t_o]$ の l の大きさを第一の基準に、項 t_1, \dots, t_o の具体化に対して与えられる w の総和の小ささを第二の基準にすることに注意されたい。なお今回の実験では、現実的な時間で解を獲得するために、各弱制約のリテラル数および変数の数の上限を共に 3 に設定している。加えて、存在しない部屋配置（「バルコニーとトイレがつながっている」など）や部屋属性（「バルコニーに窓がある」など）を排除するとともに、より意味に立ち入った制限（「部屋属性を伴わないリンク情報は認めない」など）を導入することで、適切な範囲に仮説空間を限定し、計算爆発を回避している。

図 2 に示す通り、賃料に関するランキングからは「窓がある部屋の合計面積が大きいほど家賃が安い」という選好基準が獲得された。この選好基準は、「窓」や「大きさ」という部屋属性を中心に構成されており、単純なラベル付きグラフでは表現することのできない基準となっている。

また、一人暮らしに関するランキングからは、第一の基準として「ドア総数が多い方が好ましい」、第二の基準として「個室利用できる部屋の合計面積が大き

● 賃料ランキング
:~ has_window(R,W), size_of_room(R,Size). [Size@1, R, W, Size]
● 一人暮らしランキング
:~ hops_to_entrance(R,E), has_door(R,Door). [-Door@2, R, Door, E]
:~ independent_room(R), size_of_room(R,Size). [-Size@1, R, Size]
● シェアハウスランキング
:~ has_window(R,W), has_door(R,Door). [-Door@1, R, Door, W]

図 2: 得られた弱制約

いほど好ましい」という2つの選好基準が獲得された。優先順位を伴う複数の選好基準の抽出に加え、第二の選好基準にみられる部屋配置（個室利用）と部屋属性（面積）を併用するルールは、他の関連研究では扱うことが困難なものであり、本アプローチの有用性を示すものであると考えている。

一方、シェアハウスに関するランキングからは「ドアと窓がある部屋の総ドア数が多いほど好ましい」という選好基準が獲得された。賃料ランキングの場合と同様、この選好基準は複数の部屋属性を伴うものであり、本研究の狙いの一つである、部屋属性への着目が適切に反映されたものであると考えている。

以上示した通り、今回の実験では、3種のランキングそれぞれにおいて異なる選好基準が抽出された。これらの結果は初期的なものではあるが、使用用途に応じた多様な選好基準の表現・獲得に関する本アプローチの有用性を示すものであると考えている。

5 まとめ

本研究では、解集合プログラミング上での選好学習の枠組みを利用し、不動産賃貸物件に関する種々の選好基準を明示的な形で抽出することを試みた。その結果、各ランキングに対してそれぞれ異なる規則群の抽出に成功した。

今後の課題として、大規模データと多様なランキングを用いた追加実験が挙げられる。また、ランキングの上位・下位を識別する分類問題の枠組みを通じて得られる選好との比較も検討している。加えて、利用述語を再検討することで、説得性・納得性の高い選好基

準を抽出することも重要な課題の一つである。

謝辞： 本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 LIFULL から提供を受けた「LIFULL HOME'S データセット」を利用した。

参考文献

- [1] 坂間 千秋, 井上 克巳 : 解集合プログラミング, 人工知能学会誌, 25(3):368–378, 2010.
- [2] 井上 克巳, 坂間 千秋 : 論理プログラミングから解集合プログラミングへ, コンピュータソフトウェア, 25(3):20–32, 2008.
- [3] M. Law, A. Russo, and K. Broda : The ILASP system for Inductive Learning of Answer Set Programs, arXiv:2005.00904 [cs.AI], 2020.
- [4] M. Law, A. Russo, and K. Broda : Inductive learning of answer set programs, Proc. of the 14th European Workshop on Logics in Artificial Intelligence, pp.311–325, 2014.
- [5] 花里 俊廣, 平野 雄介, 佐々木 誠 : 首都圏で供給される民間分譲マンション 100m² 超住戸の隣接グラフによる分析, 日本建築学会計画系論文集 (591), pp.9–16, 2005.
- [6] 瀧澤 重志, 吉田 一馬, 加藤 直樹 : 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, 2008.
- [7] 尾崎 知伸, 小黒 淳斗 : 頻出部分グラフを用いた賃料分析, 人工知能学会第 111 回知識ベースシステム研究会, pp.13–16, 2017.
- [8] 長谷川 優也, 尾崎 知伸 : 部屋配置とその出現数に着目した二段階賃料推定, 人工知能学会 第 21 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会, pp.80–87, 2019.
- [9] Tomonobu Ozaki : Extraction of Characteristic Subgraph Patterns with Support Threshold from Databases of Floor Plans, Proc of the 2019 Seventh International Symposium on Computing and Networking, pp.197–203, 2019.
- [10] 菱沼 大輝, 尾崎 知伸 : 傾向スコア分析と説明可能 AI 技術を用いた賃料決定に関する重要部屋配置の特定, 第 206 回情報処理学会 知能システム研究会, 2021.
- [11] 楠原 太郎, 汪 雪, 山崎 俊彦 : 不動産間取図の魅力度データを使った「住み心地」とグラフ構造の分析, 日本人工知能学会第 35 回大会, 4F3-GS-10n-04, 2021.
- [12] N. N. Qomariyah and D. Kazakov : Learning Binary preference Relations, Proc. of the 4th Joint Workshop on Interfaces and Human Decision Making for Recommender Systems, pp.30–34, 2017.

- [13] F. A. D'Asaro, M. Spezialetti, L. Raggioli, S. Rossi : Towards an Inductive Logic Programming Approach for Explaining Black-Box Preference Learning Systems, *Proc. of the 17th International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning — Special Session on KR and Machine Learning*, pp.855–859, 2020.
- [14] A. Cropper, S. Dumančić, S. H. Muggleton : Turning 30: New Ideas in Inductive Logic Programming, *Proc. of the 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Survey track, pp.4833-4839, 2020.
- [15] 株式会社 LIFULL : LIFULL HOME'S データセット, 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ (データセット) <https://doi.org/10.32130/idr.6.0>, 2015.