第42回 日本不動産学会 秋季全国大会　一般論文発表

How Easily Will It Sell?

A Bayesian Two-Stage Proposal–Choice Ranking Model for Real Estate Properties

「提案」と「選択」を分離した二段階ベイズモデルによる物件の売れやすさ評価



○ **Hao Wang**[1], Koken Ozaki[2], Patrik Andersson[1], Kosuke Fukunaka[1]

[1] 株式会社GA technologies　　[2] 筑波大学

2026年12月｜名城大学 天白キャンパス

研究背景：売れ残りの原因は一つではない

買取再販事業で物件が売れ残るとき、その原因は大きく2つ考えられる

① 提案されていない

営業担当者が顧客に提案しておらず、そもそも買い手の検討の土俵に乗っていない

→ 露出（Exposure）の問題

② 提案されても選ばれない

顧客に提案され検討集合には入るが、他の物件と比べて選ばれない

→ 選好（Preference）の問題

従来手法は成約結果を物件属性に直接結びつけるため、①と②を区別できない
→ 「売れにくさ」の推定にバイアスが生じる

先行研究：検討集合は仲介者によって絞り込まれる

高摩擦市場

探索コストやマッチングの困難が大きい

Wheaton (1990)

検討集合

買い手は全在庫ではなく少数の物件だけを比較する

Han & Strange (2015)

仲介者による選別

情報優位な仲介者がインセンティブに応じて提案を調整する

Levitt & Syverson (2008); Shimizu et al. (2004); Saito (2015)

課題：多くの研究は成約結果しか観測できず、提案段階はブラックボックス（Do & Grudnitski, 2004）。非ランダムに選ばれた標本で推定するため、サンプルセレクションバイアスが生じる（Heckman, 1979; Jud & Seaks, 1994）

本研究：実際の提案セッション記録を用いて、販売過程を「提案」と「選択」の二段階に構造分解する

データ：物件×日のパネル構造

期間

2025年3月～5月

単位

物件 × 日（その日の市場状態下の物件）

内容

物件属性・市場状態・提案の有無・成約の有無

配慮

匿名化データ（顧客単位の情報は非公開）

物件の客観的特性

物理的属性
築年数・階数・面積・駅徒歩

財務指標
推定賃料ギャップ・管理費・修繕積立金

社内要因

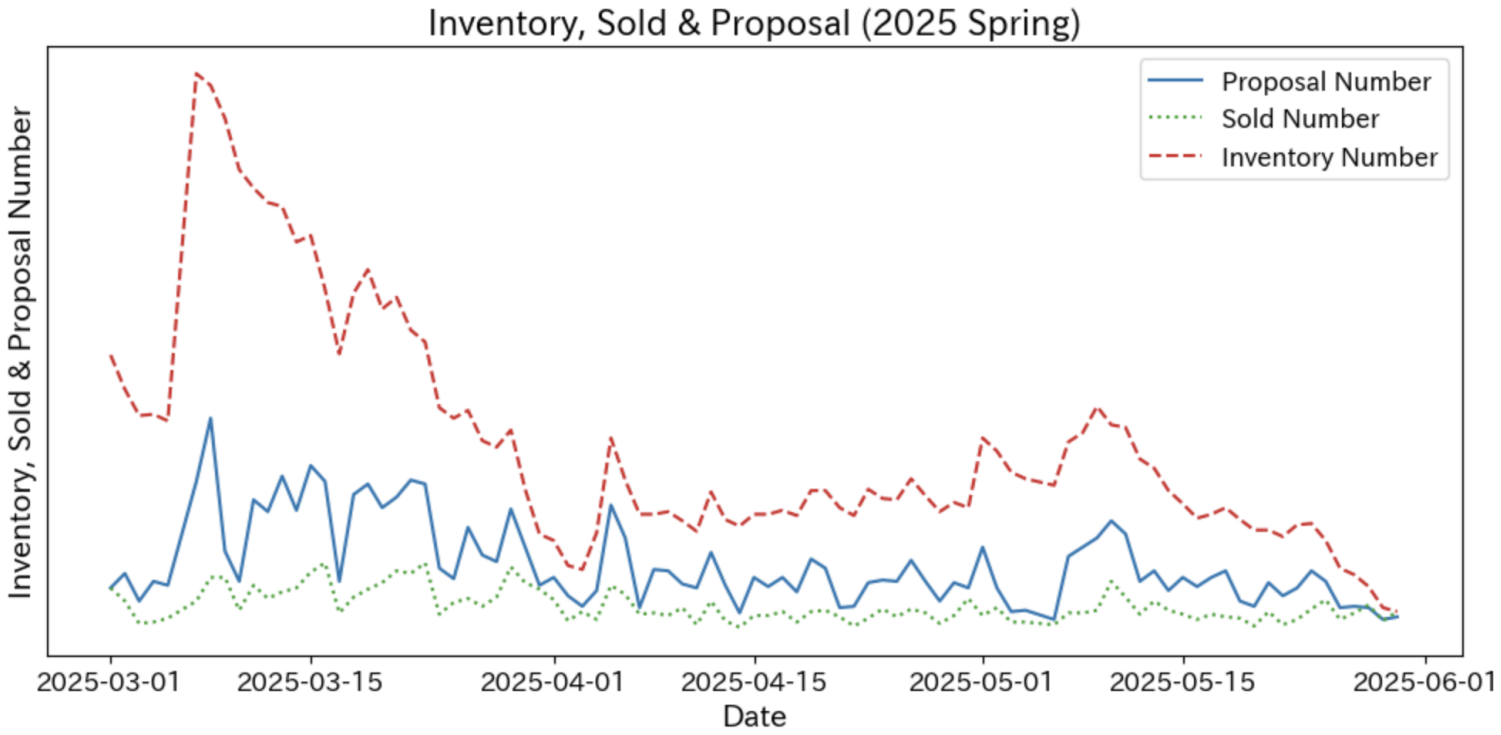
営業インセンティブ
営業成績ランキング・事業別ボーナス

市場状態
プラットフォーム内の在庫量・販売量

顧客向け施策
手数料割引・ポイント施策

※ 推定賃料ギャップ ＝ 社内で推定した市場賃料と現在の募集賃料との差

観察①：提案される物件はごく一部



図：日次のアクティブ在庫数・提案数・成約数（論文 Figure 2）

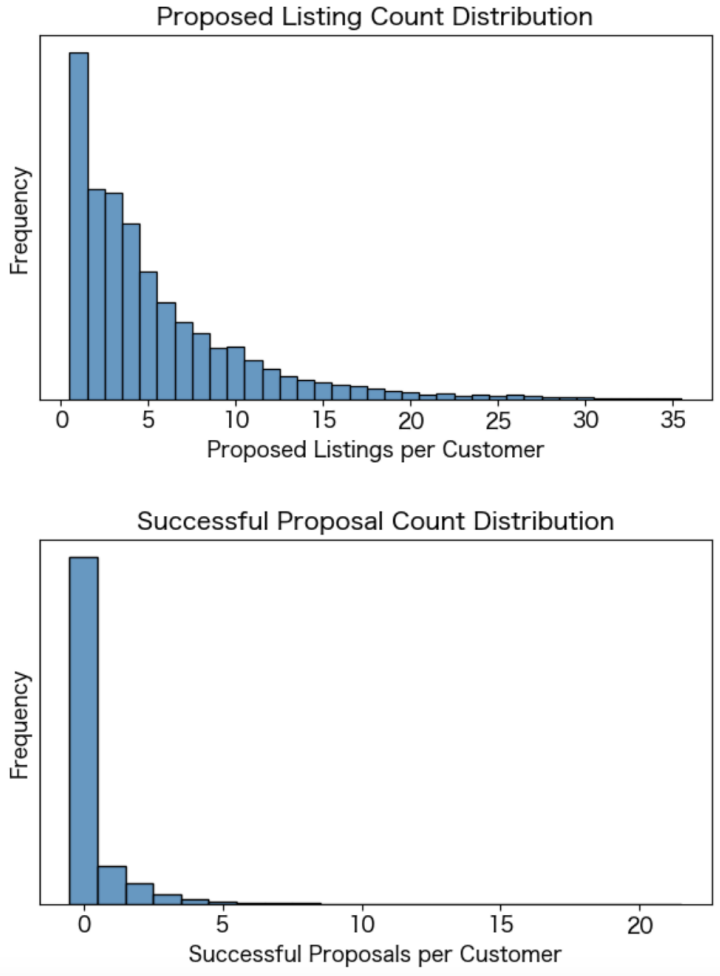
約35%

1日あたり、アクティブ在庫のうち顧客に提案された物件の割合

多くの在庫はその日、顧客の目に触れていない。成約結果は買い手の選好だけでなく、営業側の提案判断にも左右される

→ 露出過程（Stage 1）を明示的にモデル化する必要

観察②：買い手の選択肢は「提案集合」に限られる



図：顧客1人あたりの提案件数（上）と成約件数（下）（論文 Figure 4）

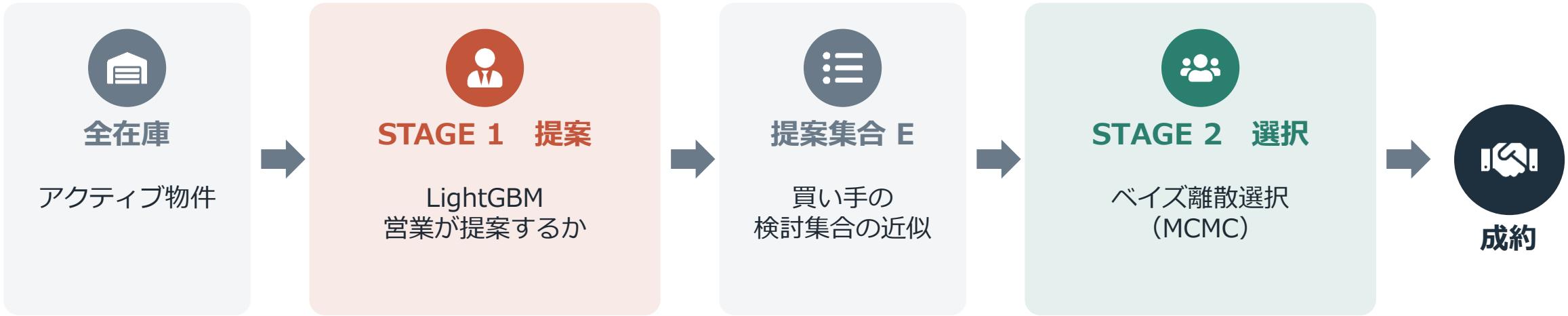
顧客に提案される物件数は、全在庫と比べてごく少数

→ 買い手の選択は全在庫ではなく提案集合の中で行われる

成約に至る提案はさらに少なく、大多数の顧客で0件

→ 顧客単位では観測が非常に疎。Stage 2 では顧客を属性ビンに集約して推定する

提案フレームワーク：販売確率の二段階分解



$$P(\mathrm{Sold}_i) = P(i \in E \mid m) \times P(y_i = 1 \mid i \in E)$$

提案確率：営業側がコントロールする「露出」

選択確率：提案された条件下での買い手の「選好」

Stage 1：提案モデル（LightGBM）

STAGE 1　提案

$$\hat{q}_i = \Pr(\, p_i = 1 \mid x_i^{obj}, z_i^{int}, m \,)$$

p_i：物件 i が提案されたか（0/1）

x_i^{obj}：物件の客観的特性

z_i^{int}：社内要因（営業インセンティブ等）

$m = (\bar{I}_t, \bar{S}_t)$：過去3日間（t−3〜t−1）の在庫量・販売量の移動平均

なぜ日付ではなく市場状態か

在庫量・販売量は業務上の意味を持ち、観測期間固有の効果に依存しにくい

なぜ顧客属性を入れないか

物件固有の露出傾向を推定するため。顧客構成の時間変化への依存を避け、汎化性を確保

なぜ LightGBM か

物件特性と市場状態の非線形な交互作用を捉えるため

Stage 2：ビン単位の条件付き離散選択モデル

STAGE 2　選択

1. **顧客のビン化**　年齢・年収・性別・新規/既存で分割（100ビン未満）

2. **候補集合**　ビン b の顧客に提案された物件を候補集合 C_b に集約

3. **潜在効用**　$u_{i,b} = x_i^{objT} w + \alpha \cdot \mathrm{Incentive}_{i,b}^{cust}$

4. **選択確率**　$P(i \mid b) = \exp(u_{i,b}) / \Sigma_{j \in Cb} \exp(u_{j,b})$

5. **尤度**　ビン内の成約を多項尤度で集計（d_b：ビン b の成約数）

ベイズ推定

- NUTS（NumPyro）で事後分布を推定
- 弱情報事前分布：$w \sim N(0, \sigma^2 I)$、$\alpha \sim N(0, \sigma_\alpha^2)$
- 連続変数は標準化／[−1, 1] に変換
- 収束判定：$\hat{R} < 1.01$、有効サンプルサイズ（ESS）

営業側のランキング等は説明変数から除外（提案はすでに起きているため）

二段階の統合と評価方法

統合：最終的な販売確率

$$P(\mathrm{Sold}_i) = \hat{q}_i \times \Sigma_b \, P(i \mid b)\, \pi_b$$

π_b：顧客ビン b の母集団シェア。物件が提案され、かつ選ばれる期待確率

評価指標：C-index（Harrell et al., 1996）

予測確率の高い物件ほど実際に早く売れたか、を全比較可能ペアで判定した一致率。0.5 = ランダム、1.0 = 完全一致

在庫配分・価格見直し・販促配分は相対順位で決まるため、確率の精度ではなく順位付けの質で評価

比較するベースライン

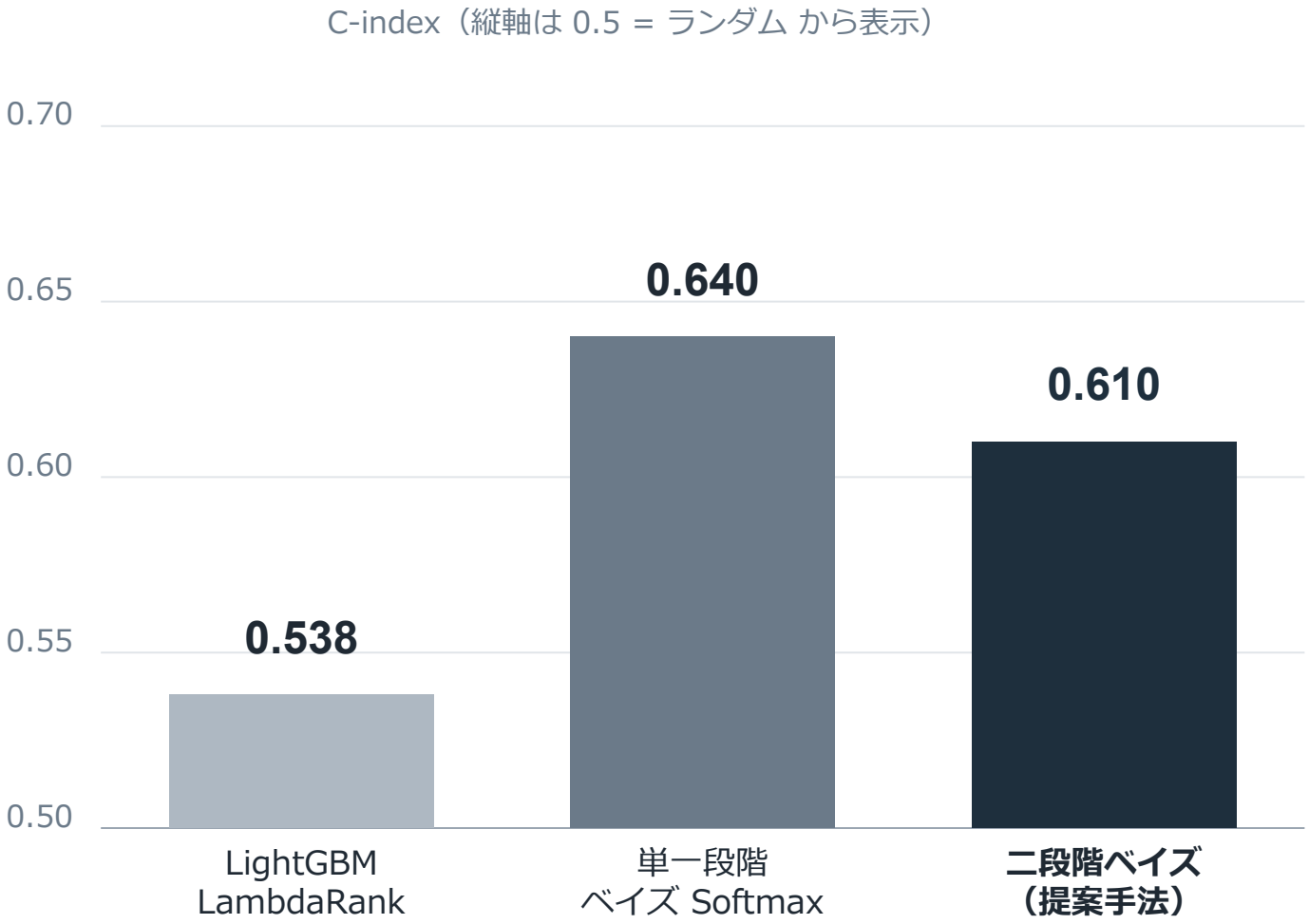
LightGBM LambdaRank

業界標準のランキング学習。順位を直接最適化するが、露出と選択を区別しない

単一段階ベイズ Softmax

全在庫を対象に成約を直接モデル化。全物件が等しく検討可能と仮定（事前分布は Stage 2 と同一）

結果：ランキング性能（C-index）



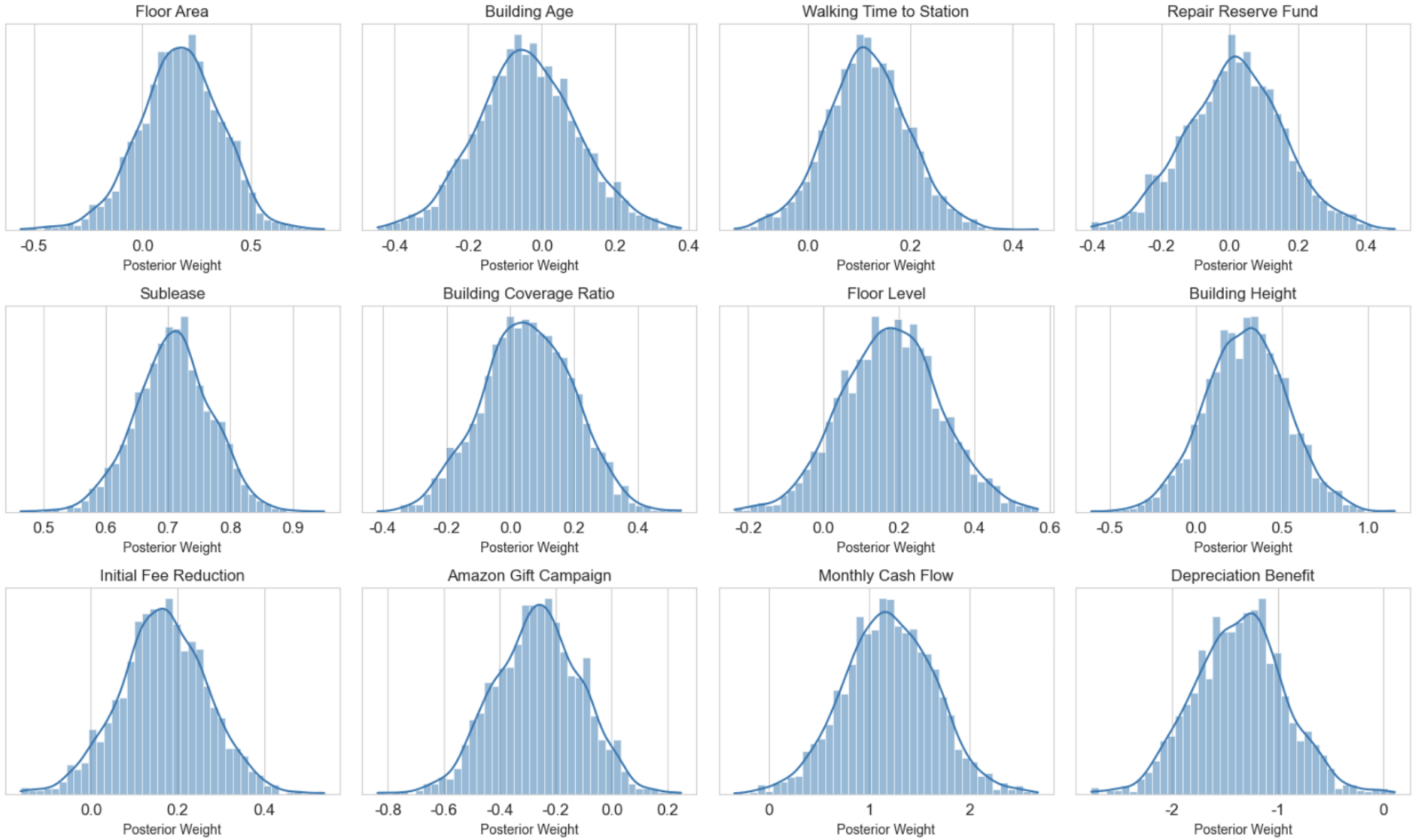
ベイズモデルはいずれも LightGBM を上回る

単一段階モデルが最高（0.640）。提案手法の二段階モデルも 0.610 と競争力のある性能

差は 0.03

この差は手法の失敗を意味するのか？ → 次ページで考察

Stage 2 の係数の事後分布



図：MCMC による Stage 2 係数の事後分布（論文 Figure 6、一部の係数のみ）

読み方

正 = 選ばれやすい、負 = 選ばれにくい。分布の幅は推定の不確実性

図から読み取れる傾向

- サブリース・月次キャッシュフロー：明確に正
- 減価償却メリット：明確に負
- 初期費用割引はおおむね正、ギフト施策はおおむね負
- 面積・築年数などは 0 をまたぎ効果は不確か

考察：当てはまりとバイアス除去のトレードオフ

単一段階モデル　0.640

- 全在庫が買い手に見えていると仮定
- 係数 w が営業側の提案選好を暗黙に吸収し、過去データへの当てはまりが向上
- 選別バイアスを無視すると評価指標は良く見えても、係数の解釈性は失われる（Steck, 2010）

二段階モデル（提案手法）　0.610

- 提案ロジックと選択ロジックを構造的に分離
- Stage 2 の効用パラメータは営業側の選別効果に汚染されにくい
- 予測適合を一部犠牲に、行動的に意味のある推定を得る

0.03 の差は「失敗」ではなく、バイアスを取り除くための代償

実務的含意：滞留の原因を診断する

STAGE 1　提案

提案の問題

提案確率 $P(i \in E \mid m)$ が低い

現在の提案プロセスでは、顧客に提示されにくい

打ち手：露出を増やす

- 提案ルールの見直し
- 担当割当の変更
- 販促の追加

STAGE 2　選択

選好の問題

選択確率 $P(y = 1 \mid i \in E)$ が低い

よく提案されるが選ばれない。露出は主なボトルネックではない

打ち手：魅力を高める

- 価格調整
- インセンティブの再設計
- 顧客ターゲティングの改善

単一スコアでは得られない診断

滞留の原因が「露出」か「選好」かを区別し、広告投資と価格調整のどちらに資源を配分すべきかの判断材料となる

結論と今後の課題

結論

- 仲介型の不動産市場におけるサンプルセレクションバイアスに対し、ベイズ推定に基づく二段階確率フレームワークを提案
- 営業側の提案効果と買い手側の選好効用を分離して推定
- 比較的高いランキング性能を保ちつつ、「提案の問題」と「選好の問題」を区別する診断ツールを提供

限界

属性ベースの顧客ビンを用いているため、同一ビン内でも選好は異質でありうる

今後の課題

共通の事前分布で情報を部分共有する階層ベイズ構造を導入し、疎なビンでの安定性とセグメント固有の選好を両立