

環境情報とユーザ嗜好に基づく ARを用いた知識拡張手法の検討

松本 亘平¹ 出口 秀輝¹ 渡辺 圭貴¹ 志村 魁哉¹ 林田 望海¹ 浦野 健太¹ 米澤 拓郎¹
河口 信夫^{1,2}

概要：推薦システムの発展により、個人の嗜好に合わせた情報へのアクセスは容易になった。一方、過度なパーソナライズはフィルターバブルを生み出し、ユーザを既存の興味に閉じ込める。さらに、ユーザが能動的に情報を探索しようとしても、その範囲は本人の事前知識によって制約され、全く未知の分野への到達は困難である。これに対し、日常の物理空間はユーザの興味とは無関係に多様な物体を含んでおり、予期せぬ知的発見の場として活用できる可能性がある。そこで本研究では、ARを活用して日常空間の物体を起点とし、ユーザの既存の嗜好と未知の領域を橋渡しする知識拡張システムを提案する。ユーザの興味プロフィールに基づいて物体が興味範囲の内外どちらに位置するかを判定したうえで、既知の対象から未知の領域へと視点を広げる「馴質異化」と、未知の対象を既知の知識へと結びつける「異質馴化」の2つのアプローチで解説を生成し、日常空間での予期せぬ知的発見を支援する。提案手法の有効性を検証するため、完全なAR実装に先立ち、20名の参加者を対象に日常への親しみやすさの異なる5種類の環境で被験者内実験を行った。その結果、見慣れない環境では異質馴化手法および比較手法がベースラインを有意に上回り、物理空間における情報提示が予期せぬ知的発見を促す効果が示唆された。しかし、馴質異化手法はいずれの指標においても有意差には至らなかったものの、一部の指標でベースラインを上回るスコアを示しており、プロフィール精度の向上と情報粒度の動的制御が、今後の重要な設計課題として明らかとなった。

1. はじめに

情報技術および推薦システムの発展により、個人の嗜好に合わせた情報へのアクセスが容易になり、ユーザは特定の興味分野を深く探求できるようになった。しかし、過度なパーソナライズはシステムがユーザの興味範囲外の情報を除外し、視野を狭め、フィルターバブルのような現象を引き起こす。このフィルターバブルから脱しようとする際、2つの障壁が存在する。一つ目は能動的探索の限界である。ユーザが自ら興味範囲外を探索しようとしても、探索行動は事前知識に依存するため、全く未知の領域への到達が困難となる。二つ目は受動的提示の限界である。システムによりユーザの興味範囲外の情報をランダムに提示されても、既存知識との接点が見えないためその価値を認識できず、ノイズとして切り捨てがちである。これら両方の限界を同時に克服する手段として、予期せぬ情報との出会いを価値へ変換する能力であるセレンディピティが注目さ

れている。しかし、デジタル空間の情報は本質的に個人の嗜好に最適化されており、こうした情報提示の実現は難しい。一方、日常の物理空間には、ユーザの興味とは無関係に多様な物体が存在し、既存の行動履歴に依存しない情報発見の場を提供しうる。

本研究では、日常の物理空間に着目し、拡張現実（AR）を活用して日常空間に存在する物体を起点にユーザを新たな知識へと誘うシステムを提案する。提案システムでは、ユーザが既知の物体に対し未知の視点から情報を提示する「馴質異化」と、ユーザの既存興味を足掛かりに未知の物体への理解を促す「異質馴化」の2つのアプローチを導入することで、ユーザの興味の外部と内部を橋渡しし、ノイズとならない形で知識の境界を広げることを目指す。提案手法の有効性を検証するため、完全なAR実装に先立ち、20名の参加者を対象に、日常への親しみやすさが異なる5種類の環境で情報生成手法の評価を実施した。提案手法を含む4種類の手法を、興味喚起・発見・情報品質など8項目の評価指標で比較した結果、見慣れない環境において異質馴化手法がベースラインを有意に上回り、馴質異化手法はベースラインを上回る傾向にとどまった。物理空間における情報提示が予期せぬ知的発見を促す効果が示唆され

¹ 名古屋大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

² 名古屋大学 未来社会創造機構
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University

た。また、見慣れた日常空間では異質馴化アプローチが通常見過ごされがちな物体への新たな視点提供に有効である可能性が示唆された一方、見慣れない空間では比較手法が相対的に高いスコアを示すなど、空間の親しみやすさと情報提示手法の効果の間の関係が観察された。一方、システムの興味判定とユーザの実際の興味の間には弱い正の相関($r=0.215$)にとどまり、静的プロファイルの粒度不足と、情報粒度の動的制御の必要性が今後の重要な設計課題として明らかとなった。

本論文の貢献は3点である：

- (1) 物理的な物体をトリガーとして活用し、環境コンテキストとユーザ興味プロファイルを統合して予期せぬ知的発見を支援する、ARを指向した知識拡張システムの設計。
- (2) ユーザの既存知識と未知の領域を結びつける2つの情報生成アプローチ「馴質異化」および「異質馴化」の提案と実装。
- (3) AR実装に先立ち、情報生成手法の評価の実施と、その可能性および主要な設計課題の明確化。

2. 関連研究

2.1 フィルターバブルと情報発見の境界

過度な情報最適化は、ユーザを既存の興味に閉じ込めるフィルターバブルを引き起こす。この問題への対抗策として、単なる目新しさではなく、意外性と有用性を両立させるセレンディピティの重要性が認識されており[1]、大規模言語モデル(LLM)を活用したセレンディピティ型推薦[2]、潜在的な嗜好への適合[3]、動的な受容性評価[4]、知識グラフによるセレンディピティの強化[5]などが提案されている。しかし、これらはいずれもデジタル空間の行動履歴に依存したアプローチであり、ユーザ自身による能動的な情報発見も事前知識の範囲に留まってしまうという根本的な限界がある。一方で、物理的な環境での偶発的な出会いは、予期せぬ価値ある発見を促進する重要な基盤となる[6][7]。アルゴリズムによってフィルタリングされるデジタル空間とは異なり、物理空間にはユーザの嗜好とは無関係な多様な物体が存在している。そのため、現実世界の活用は、デジタル空間とは異なる予期せぬ知的発見の機会を提供する可能性を秘めている。

2.2 ARによる情報提示と物理空間における画像コンテキスト

ARシステムは、物理空間とデジタル情報を統合したり[8]、作業者の認知負荷に適應したりする[9]など、主にタスク指向のメタデータ検索として発展してきた。近年では、スマートグラスと視覚言語モデル(VLM)を組み合わせる環境の文脈から情報を提示する知識発見システム[10]や、日常の対話文脈に応じた記憶拡張[11]、視覚障害者向け

のリアルタイムな文脈適応型状況説明[12]、オントロジーを利用したコンテキストに応じた観光地推薦[13]などへと応用が広がっている。しかし、これらのアプローチは最終的にユーザの既存の興味や特定のタスクを深めることに最適化されているため、結果としてユーザの関心を馴染みのある領域に狭めてしまう恐れがある[14]。AR空間での体験を通じて推薦システムのフィルターバブルを批判的に学習させる教育的介入[15]なども登場しているが、物理空間において、見慣れた物体からユーザの現在の興味の外側へと橋渡しを行う具体的なアプローチは、依然として未解決の課題である。

2.3 知識拡張を支援する認知モデル

ユーザを未知の領域へ誘導する理論として、見慣れた日常を意図的に非日常として提示する異化が重要視されている[16]。データ/フレーム理論が示すように、異化の驚きによって既存の認知的枠組みが崩壊すると、人間は能動的な意味づけのプロセスへと移行する[17]。それに続く情報探索行動は、情報の価値と獲得コストのトレードオフをモデル化した情報採餌理論によって説明される[18]。さらに、好奇心駆動学習の計算モデルが示すように、未知の事象に対する人間の自発的な探索を持続させるには、既存知識から離れすぎない適度な新奇性が不可欠となる[19]。これらを総合すると、日常空間において知識の拡張を促すには、自動化された認知を揺さぶる異化と、既存の知識を探索の足場として活用し認知コストを抑える橋渡しの両立が必要不可欠である。

3. 提案システムの設計

物理空間における予期せぬ知的発見を促すには、ユーザ興味の正確なモデリングと、興味の外側と内側を橋渡しするような情報生成が重要である。本章では、本研究で実装したシステムの概要と、その2つの要素について説明する。

3.1 システム概要

本システムは、事前のユーザ興味プロファイル入力と実行時の画像入力を組み合わせ、物体ごとにユーザの興味に応じた解説を生成する(図1参照)。まず事前準備として、ユーザが興味プロファイルを構築する。次に、ユーザの視野内の物体をYOLOv8[20]による物体検出で特定する。同時に、VLMが各物体の詳細な説明や名称を抽出し、最終的な出力となる解説文の生成に必要な具体的な情報を取得する。その上で、物体検出で特定した物体情報とユーザの興味プロファイルとの類似度を算出し、物体がユーザの興味範囲の内外どちらに位置するかを分類する。この分類結果に基づき、画像に映る物体に対して、ユーザの興味を広げるための解説文を生成する。



図 1 提案手法の概要

3.2 ユーザ興味プロファイリング

物理空間における多様な物体をユーザの興味との関連で分類するため、デジタル広告業界で使われている、多様な分野を体系的にカバーした IAB Content Taxonomy[21] から 40 個のカテゴリを用い、興味のプロファイリングを実装した。ユーザは事前に 40 個のカテゴリの各項目を 7 段階リッカート尺度で評価し、初期興味プロフィールを構築する。プロフィールの各カテゴリを Multilingual E5 Text Embeddings[22] を用いてベクトルに変換するとともに、検出した物体の名称も同様にベクトル化する。そのように生成したベクトルとプロフィールの各カテゴリのベクトルとのコサイン類似度を算出し、最も類似度の高いカテゴリを特定する。そのカテゴリに対するユーザの事前評価値 (1~7 を [0, 1] に正規化) との積を最終的な興味スコアとし、中間値を閾値として物体がユーザの興味の内であるか外であるかを判定する。

3.3 情報生成アプローチ

ユーザの興味プロフィールと物体の興味範囲内外の判定結果に基づき、単純な事実提示にとどまらない、ユーザの興味を広げるための情報生成を行う。具体的には、ユーザの事前知識への依存による探索の限界と、既存知識との接点のない情報提示がノイズとして切り捨てられるという課題に対し、本研究ではユーザの既存の興味を足掛かりとして



図 2 評価システムの様子

興味の境界を越える以下の 2 つのアプローチを設計した：

- **馴質異化**：ユーザが興味を持つ物体に対して、あえてユーザの興味の低いジャンルの話題を絡めて説明し、興味範囲内の物体を起点に、ユーザの興味の外側にある未知の視点へとコンテキストを拡張する。
- **異質馴化**：ユーザが興味を持たない物体に対して、ユーザの興味の高いジャンルの話題を絡めた説明を行い、元々興味がなかった物体に対し、ユーザが興味を持っているものとのつながりを見出すことで、新たな領域への興味を喚起する。

両アプローチとも、VLM による詳細情報の抽出と LLM による解説文の生成に、Gemini 2.5 を統一して用いた。プロンプトへの入力検出した物体名・VLM が抽出した場面の文脈・ユーザの興味プロフィールとし、興味スコアに応じて馴質異化・異質馴化のいずれかの解説生成に分岐する。

4. 評価実験

本節では、2 つの観点から提案アプローチを検証する：(1) カテゴリベースの興味プロフィールは、現実世界の物体に対するユーザの実際の興味を反映できているか、(2) 情報生成アプローチ（馴質異化・異質馴化）が現実世界の環境においてユーザの知的興味の領域を拡張するものであるか。

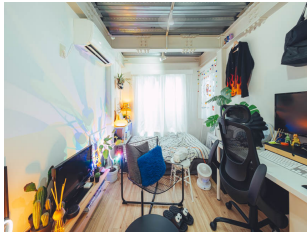
4.1 実験設定

4.1.1 参加者と実験環境

本研究では、20 名の参加者 (20~60 歳、大半が 20 代の大学院生・学部生) を対象とした被験者内実験を実施し、所要時間は 1 名あたり 20~30 分であった。本実験では、完全な AR 実装に先立ち、プロフィール構築と橋渡し情報生成手法の有効性を検証するため、静止画像を入力として使用して実験を行った (図 2 参照)。参加者の募集にあたっては、研究目的・データの利用方針および匿名化処理について書面にて説明を行い、実施前に同意を得た。謝礼として 1,500 円分のギフトカードを提供した。

表 1 生成解説例：PC デスク画像に対する各手法の出力比較

ユーザプロフィール：上位興味=テクノロジー・科学・教育 / 下位興味=宗教・戦争・ペット		
手法	対象物体（興味判定）	生成解説（抜粋）
馴質異化	モニター・キーボード（興味あり）	モニターやキーボード、ノートパソコンのルーツを辿ると、第二次世界大戦中、敵の暗号解読のために初期のコンピューターが開発されたことが分かります。平和なデスクの道具が、かつては国の命運を左右した技術の原点です。
異質馴化	机（興味なし）	机の表面が巨大なタッチスクリーンになり、資料を広げたり 3D モデルを操作できる「スマートデスク」の研究が進んでいます。学習や仕事の効率を劇的に向上させ、まるで SF 映画のような体験を可能にする未来技術です。



(a) 写真 1



(b) 写真 2



(c) 写真 3



(d) 写真 4

図 3 実験で使用した写真（写真 1～4）

4.1.2 実験手順

まず、参加者に IAB Content Taxonomy[21] の 40 個のカテゴリに対して 7 段階リッカート尺度を用いて興味度を入力してもらい、システムがその入力に用いて興味プロフィールを構築する。次に、5 枚の画像を全参加者共通の固定順序で提示し、システムによる情報提示体験を実施した後、質問に回答してもらう。この時使用した写真は、4 枚が用意した環境シーン（図 3）、1 枚が参加者自身が撮影した参加者の日常生活でよく見かける風景の写真である。質問は、興味判定の精度を確認するための質問と情報提示の効果を実測するための質問から構成される。システムによる興味判定の精度を確認するため参加者は、検出した物体に対する興味の有無を二値（興味あり・なし）で評価した。その後、ユーザによる検出物体に対する興味判定の結果に基づいて 4 種類の手法で生成された解説文を、順序効果を抑制するため、提示順序をランダムにして提示し、評価を行った。最後に、4 枚の用意した画像に対し、どの程度見慣れた画像であるか質問を行い、環境親しみ度を測った。

4.1.3 比較手法

以下の 4 種類の情報生成手法を比較した：

- **馴質異化手法**：興味のある物体から興味のない領域へ情報を拡張する情報の生成を行う手法
- **異質馴化手法**：興味のあるジャンルの話題を介して興

表 2 評価指標（8 項目）

項目	質問内容
Q1	解説を読んで、対象物にもっと興味がわきましたか？
Q2	解説を読んで、対象物に嫌悪感を持ちましたか？
Q3	興味なかったものに新たな発見・視点が見つかりましたか？
Q4	興味があったものから新たな発見・視点が見つかりましたか？
Q5	解説はあなたの興味に合わせて説明できていますか？
Q6	解説から新しい知識が何も得られなかったですか？
Q7	この内容についてもっと知りたい・調べたいと思いましたか？
Q8	解説の内容は具体的で役に立つものでしたか？

味範囲外の物体に関する情報の生成を行う手法

- **比較手法**：AiGet[10] の知識発見プロンプト設計を適用し、ユーザの興味関心に沿って有益性・新奇性・実用性を最適化した情報を生成する手法。物理空間における知識発見の SOTA として、提案手法の比較対象として用いた。
- **ベースライン**：ユーザの興味プロフィールを考慮せず、VLM に画像を入力して物体に関する一般的な説明を生成した手法

提案手法がどのような解説文を生成するかを具体的に示すため、実験から得られた生成例を表 1 に示す。

4.1.4 評価指標

参加者は各手法の解説に対して、表 2 に示す 8 項目の指標で 7 段階リッカート尺度（1. 全くそう思わない～7. 非常にそう思う）による評価を行った。なお、Q2、Q6 は逆転項目である。

データの正規性をシャピロ・ウィルク検定で確認した結果、多くの条件でリッカート尺度データの非正規分布が確認されたため、手法間比較にはノンパラメトリック検定を採用した。フリードマン検定を上位検定として実施し、有意差が認められた場合にウィルコクソン符号付順位検定による対比較を行った。多重比較補正としてボンフェローニ補正を適用し、有意水準を $\alpha = 0.00125$ とし、分析を行った（8 指標 $\times$ 5 環境 = 40 回の検定に対して $\alpha = 0.05/40$ ）。

4.2 結果

4.2.1 各評価指標の結果

まず、実験後に評価した環境親しみ度について、結果を平均すると、環境親しみ度が遠い順に画像 4、画像 2、画像 3、画像 1、画像 5 であった。

表 3 全写真の全体平均スコア (Mean $\pm$ SD)

質問	馴質異化	異質馴化	比較手法	ベースライン
Q1	4.52 $\pm$ 1.67	4.57 $\pm$ 1.53	5.36 $\pm$ 1.34	4.05 $\pm$ 1.71
Q2	1.99 $\pm$ 1.38	1.97 $\pm$ 1.19	1.92 $\pm$ 1.26	1.93 $\pm$ 1.00
Q3	4.52 $\pm$ 1.53	4.59 $\pm$ 1.42	5.08 $\pm$ 1.45	3.43 $\pm$ 1.49
Q4	4.44 $\pm$ 1.63	4.15 $\pm$ 1.55	4.47 $\pm$ 1.64	3.21 $\pm$ 1.52
Q5	4.17 $\pm$ 1.64	4.67 $\pm$ 1.51	4.79 $\pm$ 1.71	3.61 $\pm$ 1.72
Q6	2.93 $\pm$ 1.56	3.17 $\pm$ 1.70	2.60 $\pm$ 1.56	4.28 $\pm$ 1.76
Q7	3.97 $\pm$ 1.54	4.15 $\pm$ 1.38	4.31 $\pm$ 1.56	3.03 $\pm$ 1.41
Q8	4.56 $\pm$ 1.44	4.43 $\pm$ 1.39	4.83 $\pm$ 1.48	3.36 $\pm$ 1.36

全体的な結果を表 3, 図 4 に示す. Q2 (嫌悪感) においては, 全手法で 2 点前後の低スコアとなり, 生成内容に対する強い拒絶反応は見られなかった. Q6 (知識提供) においては, 提案手法および比較手法がいずれもベースラインを大きく下回り, すべての提案手法および比較手法が新知識の提供において一定の効果を示した.

興味喚起・発見・興味適合性・探索意欲・情報品質 (Q1・Q3・Q4・Q5・Q7・Q8) においては, 馴質異化手法・異質馴化手法・比較手法のいずれもベースラインを上回る傾向が見られた. 全体的に比較手法が最も高い水準を示した中で, 馴質異化手法は Q4 (発見 (興味内)) において比較手法に迫る水準を示した一方, Q7 (探索意欲) や Q5 (興味適合性) では異質馴化手法・比較手法に比べてやや低い傾向にとどまった.

統計的な有意差 ($p < \alpha$) は主に最も見慣れない環境である画像 4 に集中した. 発見・探索意欲・情報品質 (Q3・Q4・Q7・Q8) において, 異質馴化手法および比較手法がベースラインを有意に上回った. 興味喚起・興味適合性 (Q1・Q5) では, 比較手法がベースラインを有意に上回った一方, 馴質異化手法および異質馴化手法はベースラインを上回る傾向にとどまった.

4.2.2 見慣れた環境における傾向

最も環境親しみ度が高い画像 5 においては, 他の環境とは異なる傾向が観察された (図 4 参照). Q2 (嫌悪感) は全手法で低スコアにとどまり, 拒絶反応は見られなかった.

発見 (興味外)・興味適合性・探索意欲 (Q3・Q5・Q7) においては, 異質馴化手法が比較手法を上回る傾向が見られ, 見慣れた日常空間における異質馴化手法の優位性が示唆された. Q4 (発見 (興味内)) では馴質異化・異質馴化・比較手法の 3 手法がほぼ同水準を示し, いずれもベースラインを上回った. Q8 (情報品質) では比較手法が最も高く, 馴質異化と異質馴化は同水準にとどまった. Q1 (興味喚起) では比較手法が最も高い評価を示し, 馴質異化は相対的に低い傾向を示した.

Q6 (知識提供) では, ベースラインが突出して高いスコアを示し, ベースラインでは新知識がほとんど提供されなかったことが示された一方, 提案手法および比較手法はい

システムの興味スコアとユーザの主観評価
(相関係数: 0.215, $p < 0.001$, $N = 950$)

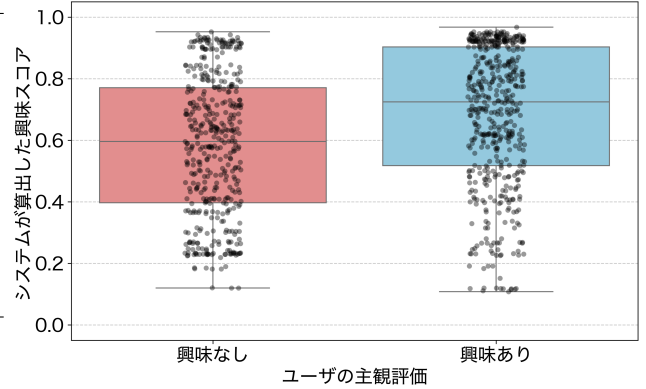


図 5 システムに基づく興味スコアとユーザ回答の相関結果

ずれもベースラインを大きく下回り, ランダムな情報を提示するベースラインと比較して, 馴質異化においても新知識の提供効果が確認された. しかし, 馴質異化は Q7 (探索意欲) において比較手法及び異質馴化手法に比べて低い傾向を示し, 見慣れた環境での探索意欲喚起においては課題が残る結果となった.

統計的には, 異質馴化手法の Q7 (探索意欲) がベースラインを有意に上回り ($p < \alpha$), 馴質異化手法の Q6 (知識提供) がベースラインを有意に下回った ($p < \alpha$).

4.2.3 興味判定精度

図 5 に示すように, 検出物体に対するシステムが算出した興味スコアと参加者の主観的評価の間には弱い正の相関が観察された ($r = 0.215$, $p < 0.001$, $N = 950$). しかし弱い相関であり, IAB カテゴリに基づく静的なプロファイリングが物理空間における個人の細粒度の嗜好を完全には捉えられていないことが示唆された.

5. 考察

評価結果は, 物理空間において予期せぬ知的発見を促す可能性と課題の両方を明らかにした. 以下では, 実験で得られた知見に基づいて 5 つの観点から考察する.

5.1 提案手法の有効性と空間的文脈

統計的有意差は最も見慣れない環境 (画像 4) に集中し, 異質馴化手法および比較手法が発見・探索意欲・情報品質 (Q3・Q4・Q7・Q8) を中心とした複数指標でベースラインを有意に上回った一方, 馴質異化手法はいずれの指標においても有意差に至らなかった. 有意差が見慣れない環境に集中した原因として, 環境の親しみやすさが提案手法の有効性に影響したと考えられる. 見慣れない空間ではユーザの興味の外側にある物体が増えるため, ユーザの興味を足掛かりに未知の物体への理解を促す設計がより効果的に機能したと考えられる. 一方, 見慣れた空間では多くの物体がユーザの既知の範囲内にあるため, 情報提示による新

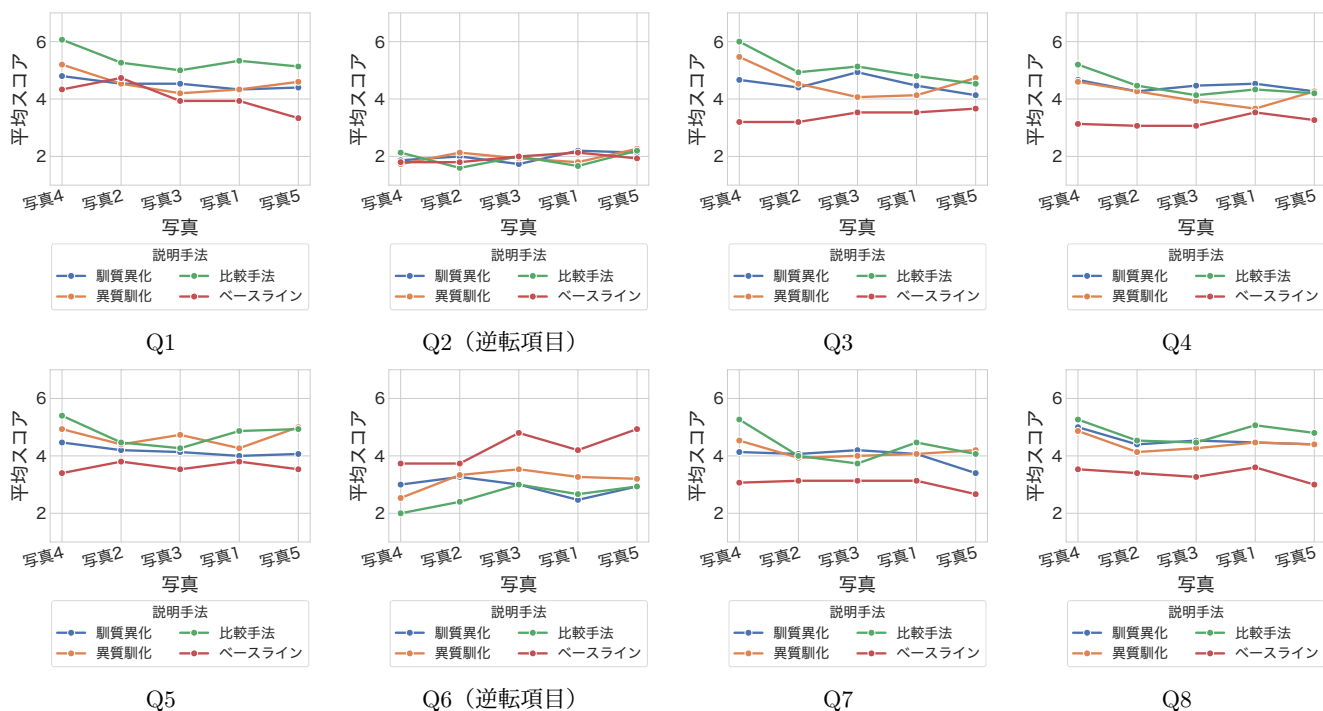


図 4 全 8 評価項目における手法別・環境親しみ度別スコア（横軸の画像の順番はユーザの日常からの親しみの度合いを聞いた質問の平均スコアが低い方から高い方へと並べている）

たな発見が生じにくく、興味の境界を広げることがより困難になる。

一方で、その中でも興味喚起・知識提供・探索意欲（Q1・Q6・Q7）の結果が示すように、異質馴化手法が個人写真でもベースラインを上回る傾向を維持したことは、異質馴化という設計が環境親しみ度に依存しにくい性質を持つことを示唆している。また、見慣れた環境で比較手法が相対的に効果を失う一方、異質馴化手法がベースラインを上回る傾向を維持したことは、両者の設計の違いを反映している。比較手法はユーザの興味に沿った情報の有益性・新奇性を最適化する汎用設計であるため、見慣れた環境ではユーザの既存興味に沿った情報提示に収束しやすく、新たな気づきを生みにくい状況が生じやすい。これに対し、異質馴化手法は興味外の領域との接点を新たに提供する設計であるため、環境の日常性に関わらず未知の視点を持ち込むことによって、新たな興味の喚起が得られたと考えられる。

5.2 各手法の設計特性と比較考察

馴質異化手法が発見（興味外）・探索意欲（Q3・Q7）を中心に他の手法を下回る水準にとどまり、いずれの指標においても有意差が得られなかったことは、馴染みある物体から全く未知の領域への直接的な橋渡しにおけるギャップの大きさを示唆している。ユーザは興味外的话题を無関係として処理しやすく、橋渡しの接点が唐突に感じられると探索意欲が喚起されにくいと考えられる。

Q4（発見（興味内））において異質馴化手法がベースラインを有意に上回った点は、設計意図を超えた副次的効果と

考えられる。本実験では各画像に対して 4 手法すべての解説を生成・提示した。異質馴化手法は画像内の興味範囲外の物体を起点としながら、ユーザの興味トピックとの接点を解説に織り込む設計であるため、ユーザは馴染みある対象を自身の興味話題の別の角度から捉え直す機会が生じ、馴染みある対象からの新たな発見として高評価に結びついたりと推察される。この知見から、異質馴化手法を興味の対象に適用した場合でも、異なる角度からの視点提供として機能する可能性が示唆された。

比較手法はユーザの興味に沿った有益性・新奇性を最適化する汎用設計であり、即時の満足度において全環境で高いスコアを示した。これに対し提案手法は、興味の境界を越えることを設計の主目的とするため、提示情報がユーザの既存興味域外に踏み込む構造をもつ。この設計上、既存興味への適合を優先する比較手法と比較して、スコアが劣る結果となったと考えられる。

5.3 プロファイリング精度の課題と改善方向

興味スコアとユーザ回答間の相関が低いことは、IAB Content Taxonomy の 40 個のカテゴリに基づく静的カテゴリ的アプローチが物理空間における物体に対する個人の細かい嗜好を網羅しきれていないことを示唆している。例えば「スポーツ」カテゴリへの興味が高いユーザでも、特定の競技への興味には大きな個人差が存在する。この課題の根本には、プロファイルの構成方法自体の問題がある。本研究では 7 段階リッカート尺度で 40 個のカテゴリを事前評価する静的構成を採用したが、カテゴリレベルの評価で

は同一カテゴリ内の物体に対する興味の分布を捉えきれない。そのため、より細かい粒度のプロファイルを構築できる手法が求められる。例えば、40 カテゴリの中から特に興味があるカテゴリとあまり興味が無いカテゴリをユーザに選択させる形式や、具体的なトピックを提示してイエス・ノーで回答してもらう形式のプロファイル作成手法が考えられる。さらに、プロファイルの動的更新も重要な課題である。本研究では実験前の一度の評価でプロファイルを固定したが、実際の AR システムでは、ユーザが解説を読んだ後の行動（詳細を調べる・スキップするなど）をフィードバックとして活用できる。具体的には、高関与を示した物体のベクトルを正例、スキップした物体を負例として、プロファイルベクトルをオンラインで更新する仕組みが考えられる。これにより、少ない初期入力から始め、利用を通じてプロファイルを継続的に精緻化できる。

5.4 情報提示粒度の動的制御

馴質異化手法が全体的に低い水準にとどまったことは、馴染みある物体から全く未知の領域へ一度に橋渡しする設計では、生成された話題と興味対象とのギャップが大きすぎてユーザの受容を妨げる可能性を示唆している。現状では物体ごとに一律の固定された生成方針で解説を生成するため、ユーザの興味レベルに応じた調整が行われていない。この問題への対応として、情報提示の粒度をユーザの興味の度合いに応じて動的に制御する機構が必要である。ユーザの興味の度合いに応じて、提示する文脈や背景情報の量を調整し、情報受容におけるギャップを管理し、新たな発見を促す情報の質を制御できる。さらに、動的プロファイル更新と組み合わせることで、長期的な知的探索の促進が期待できる。ユーザが特定の橋渡し情報に高い関与を示した場合、その接点話題をプロファイルに反映し、次回以降の解説生成をより適切な粒度・文脈で行うループが形成される。単発的な予期せぬ知的発見の誘発から、継続的な知的探索へとシステムを発展させられる。

5.5 限界

本研究にはいくつかの限界がある。第一に、実験環境として静止画像を用いたため、実際の AR 環境と比較して時間的な変化・ユーザの移動・視点変化や物体との物理的インタラクションが欠如している。そのため、静止画像を用いた環境での提案手法の有効性についての評価に留まり、動的な現実空間における有効性については評価できていない。第二に、参加者が大学院生・学部生を中心とした均質な集団であったため、多様な年齢層や職業背景を持つユーザへの一般化可能性については今後の検討が必要である。第三に、日本語環境・日本文化圏の参加者のみを対象としたため、他言語・他文化圏への一般化可能性については今後の検討が必要である。第四に、単回セッションによる即

時評価では、提案手法が目指す興味拡張の長期的効果の測定が難しい。比較手法が最適化する即時満足度と、提案手法が意図する興味領域の拡張とでは、短期的な主観評価による直接比較には限界があり、興味拡張効果を適切に捉える評価指標の設計が今後の課題として残る。これらの限界に対処するため、将来的にはスマートグラスを用いた現実空間でのフィールド実験や、多様な背景を持つ参加者を対象とした長期的な評価が求められる。

6. おわりに

本論文では、日常の物理空間におけるフィルターバブルの課題に対し、ユーザ興味プロファイルと環境情報を組み合わせた馴質異化・異質馴化の2つの橋渡しアプローチを提案し、20名の参加者による評価実験でその有効性を検証した。実験の結果、2つの提案手法はいずれもベースラインを上回る傾向が見られた。異質馴化手法は環境の親しみやすさによらず全環境でベースラインを上回る傾向を示し、最も見慣れた環境においても比較手法と同等以上のスコアが一部の指標で見られた。一方、馴質異化手法は相対的に低い評価にとどまる傾向が見られ、馴染みある物体から未知の領域への橋渡しにおけるギャップの大きさが示唆された。また、興味スコアとユーザ評価の弱い対応関係は静的なカテゴリのプロファイリングの限界を示しており、情報受容におけるギャップ管理の必要性も明らかになった。

今後は、画像から物体ごとの詳細な説明を生成し、ユーザが内容を確認しながら興味の分布を学習する手法によるプロファイル構成と、高関与を示した物体を正例・スキップした物体を負例としてプロファイルを動的に更新する機構の実装を進める。あわせて、ユーザの興味レベルに応じて提示情報の詳細度を動的に調整し、ギャップを段階的に縮小する機構を構築する。同時に、同じ話題でもユーザの事前知識量によって適切な情報の深さは異なるため、各話題への習熟度に応じて生成内容の専門性を制御する仕組みへと発展させることで、より精度の高い橋渡しを目指す。最終的には、スマートグラスなどのウェアラブルデバイスを用いた現実空間でのフィールド実験を通じて、日常空間を継続的な知的探索のプラットフォームへと発展させることを目指す。

謝辞

本研究の一部は JST CREST (JPMJCR22M4), JST RISTEX (JPMJRS23K3) に支援いただいています。

参考文献

- [1] Kaminskas, M. and Bridge, D.: Diversity, Serendipity, Novelty, and Coverage: A Survey and Empirical Analysis of Beyond-Accuracy Objectives in Recommender Systems, *ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, Vol. 7, No. 1 (online), DOI: 10.1145/2926720 (2016).

- [2] Xi, Y., Weng, M., Chen, W., Yi, C., Chen, D., Guo, G., Zhang, M., Wu, J., Jiang, Y., Liu, Q., Yu, Y. and Zhang, W.: Bursting Filter Bubble: Enhancing Serendipity Recommendations with Aligned Large Language Models (2025).
- [3] Domoto, H., Okuda, R., Uchiya, T. and Takumi, I.: Recommendation System Using Serendipity Evaluation based on Personal Preferences, *2024 IEEE 13th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, pp. 941–942 (online), DOI: 10.1109/GCCE62371.2024.10760717 (2024).
- [4] Matsukawawatari, N., Uchiya, T. and Tateiwa, Y.: Incorporating Serendipity and Receptivity into Personalized Recommendation Systems, *2025 IEEE 14th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, pp. 1222–1223 (online), DOI: 10.1109/GCCE65946.2025.11275503 (2025).
- [5] Izyan Yasmin Saat, N., Mohd, M., Mohd Noah, S. A. and Mohammed Al-Ghuribi, S.: Beyond Relevance: Enhancing Serendipity in Content-Based Recommendations With Knowledge Graphs, *IEEE Access*, Vol. 13, pp. 142980–142989 (online), DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3598342 (2025).
- [6] Coutinho, A., Barbosa, C. E., De Almeida, M. A. and De Souza, J. M.: Toward a Computer-Supported Remote Serendipity: Understanding the Role of Collaboration in Remote Innovation, *2024 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 4119–4125 (online), DOI: 10.1109/SMC54092.2024.10831975 (2024).
- [7] Kotkov, D., Konstan, J. A., Zhao, Q. and Veijalainen, J.: Investigating serendipity in recommender systems based on real user feedback, *Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 1341–1350 (online), DOI: 10.1145/3167132.3167276 (2018).
- [8] Dogan, M. D., Gonzalez, E. J., Ahuja, K., Du, R., Colaco, A., Lee, J., Gonzalez-Franco, M. and Kim, D.: Augmented Object Intelligence with XR-Objects, *Proceedings of the 37th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, ACM, p. 1–15 (online), DOI: 10.1145/3654777.3676379 (2024).
- [9] Wang, B., Zheng, L., Wang, Y., Wang, L. and Qi, Z.: Context-aware AR adaptive information push for product assembly: Aligning information load with human cognitive abilities, *Adv. Eng. Inform.*, Vol. 64, No. C (online), DOI: 10.1016/j.aei.2024.103086 (2025).
- [10] Cai, R., Janaka, N., Kim, H., Chen, Y., Zhao, S., Huang, Y. and Hsu, D.: AiGet: Transforming Everyday Moments into Hidden Knowledge Discovery with AI Assistance on Smart Glasses, *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, p. 1–26 (online), DOI: 10.1145/3706598.3713953 (2025).
- [11] Zulfikar, W. D., Chan, S. and Maes, P.: Memoro: Using Large Language Models to Realize a Concise Interface for Real-Time Memory Augmentation, *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '24, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, (online), DOI: 10.1145/3613904.3642450 (2024).
- [12] Chang, R.-C., Liu, Y. and Guo, A.: WorldScribe: Towards Context-Aware Live Visual Descriptions, *Proceedings of the 37th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '24, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, (online), DOI: 10.1145/3654777.3676375 (2024).
- [13] Castellanos, G., Cardinale, Y. and Roose, P.: Context-aware and Ontology-based Recommender System for e-Tourism, pp. 358–372 (online), DOI: 10.5220/0010552803580372 (2021).
- [14] Strecker, J., Bekavac, L., Bektaş, K. and Mayer, S.: Change Your Perspective, Widen Your Worldview! Societally Beneficial Perceptual Filter Bubbles in Personalized Reality (2025).
- [15] Gong, Y., Zhou, X., Zhou, Y., Luehmann, A., Han, Y. and Bai, Z.: Approaching “Filter Bubble” in Recommendation Systems: A Transformative AI Literacy Learning Experience, pp. 490–497 (online), DOI: 10.22318/icls2024.921873 (2024).
- [16] Bell, G., Blythe, M. and Sengers, P.: Making by making strange: Defamiliarization and the design of domestic technologies, *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.*, Vol. 12, No. 2, p. 149–173 (online), DOI: 10.1145/1067860.1067862 (2005).
- [17] Klein, G., Phillips, J. K., Rall, E. L. and Peluso, D. A.: A data-frame theory of sensemaking, *Expertise out of context: Proceedings of the Sixth International Conference on Naturalistic Decision Making* (Hoffman, R. R., ed.), Lawrence Erlbaum Associates Publishers, Mahwah, NJ, pp. 113–155 (2007).
- [18] Pirolli, P. and Card, S.: Information Foraging, *Psychological Review*, Vol. 106, pp. 643–675 (online), DOI: 10.1037/0033-295X.106.4.643 (1999).
- [19] Oudeyer, P.: Computational Theories of Curiosity-Driven Learning, *CoRR*, Vol. abs/1802.10546 (2018).
- [20] Jocher, G., Chaurasia, A. and Qiu, J.: Ultralytics YOLOv8 (2023).
- [21] IAB Tech Lab: Content Taxonomy, <https://iabtechlab.com/standards/content-taxonomy/> (2026). Accessed: 2026-04-06.
- [22] Wang, L., Yang, N., Huang, X., Yang, L., Majumder, R. and Wei, F.: Multilingual E5 Text Embeddings: A Technical Report (2024).