

IoTを活用したインタラクティブ情報推薦システムの提案

王 亜楠¹ 栗原 聡²

概要：情報推薦システムはユーザの情報選択をサポートするための有効な手段である。高性能な情報推薦システムを実現するにはユーザの嗜好抽出が必要であり、ユーザが知りたい物事の特徴による自分の嗜好に関する特徴をモデル化することが必要となるが、自分の明確な嗜好や目的意識を認識していないユーザの嗜好情報を把握することは容易ではない。そこで、本研究では、IoT技術であるビーコンセンシングを用い、ユーザインタラクションに基づき、ユーザが認識していない嗜好情報を抽出し、研究室公開イベントを例として情報推薦システムを提案する。

キーワード：IoT, ビーコンセンシング, ユーザインタラクション, 推薦システム

IoT-based Interactive Recommendation System

YANAN WANG¹ SATOSHI KURIHARA²

1. はじめに

情報通信技術の発展によって、人々はテキスト、音声、画像などの情報をインターネットを通して世界中に容易に拡散できるようになり、我々が入手できる情報の数や種類が劇的に増加しつつある。しかし、我々は膨大な情報から自分に適した情報を選択することが得意ではない [1]。この背景の下で、情報選択をサポートするための情報検索サービスをはじめ、ユーザの検索内容に基づく情報フィルタリングが開発された。しかし、現在の情報検索サービスでは、ユーザが手動で検索内容を入力する必要があり、情報フィルタリングの精度はユーザが持つ知識に依存してしまう。そこで、ユーザのデモグラフィック属性や目的となる物事の特徴などによる情報検索のプロセスを自動化する研究が行われ、現在では推薦システムとして様々な場面で応用されている [2,3]。特に2000年以降、推薦システムはWebを通じた各種サービスの機能として導入され、商業活動での

利用が活発化している。例えば、Netflix社^{*1}はユーザの視聴履歴や評価値などの情報に基づき、ユーザの多様な好奇心を満たすような動画推薦サービスを実現した。また、天気や時間帯などの状況変化に強く依存する飲食店や観光地での推薦を行うためのContext-Aware型推薦システムと推薦における意外性を重視するようなセレンディピティ指向情報推薦システムが提案されてきた [5,6]。

高性能な情報推薦システムを実現するにはユーザの嗜好抽出が必要であり、ユーザの目的となる物事の特徴による自分の嗜好に関する特徴をモデル化することが必要となるが、自分の目的を明確に認識していないユーザの嗜好情報を把握することは容易ではない。そこで、本研究では、IoT技術であるビーコンセンシングを用い、ユーザインタラクションに基づき、ユーザの潜在嗜好を抽出し、研究室公開イベントを例として情報推薦システムを提案する。潜在嗜好とは、ユーザ自身が認識していない、ある物事に対する嗜好情報である。研究室公開とは参加者が大学にある研究室を自由に見学できる体験型イベントであり、近年、産業界からの参加も積極的に呼びかけ、産学連携を促進するとともに、大学で生まれた研究成果を社会へ最大限に還元することを図っている。本学は大学にある研究室に関する情

¹ 電気通信大学情報システム学研究科社会知能情報学専攻
Department of Social Intelligence and Informatics, Graduate School of Information Systems, The University of Electro-Communications

² 電気通信大学情報理工学研究科情報学専攻
Department of Informatics, Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

^{*1} <https://www.netflix.com/>

報をまとめて検索できるようにするために、ラボサーチ^{*2}という Web サービスを公開している。参加者はラボサーチを利用して研究室に対するカテゴリ検索を行うことができ、大学にある研究室の全体像をつかみやすくなる。しかし、研究室に関する専門分野、研究テーマといったドメイン情報がない、はじめての参加者にとっては、ラボサーチを用いて各研究室の研究内容などの情報を十分に把握することは容易ではない。そのため、参加者が持っている興味とマッチングする研究室を探すことが、参加者にとって難しいのが現状である。そこで、本研究はビーコンセンシングを用いてユーザインタラクションに基づく参加者の研究室に対する潜在嗜好を抽出することで、参加者の潜在嗜好に適合する研究室を推薦できるシステムを提案し、スマートフォン上にシステムの構築を行う。システムは、1. NMF (非負値行列因子分解) 法に基づく研究トピック抽出及びクラスタリング、2. ビーコンセンシング、3. ユーザインタラクションを用いた潜在嗜好特徴ベクトル抽出の3つの機能によって構成される。

以降、第2章では、関連研究について述べる。第3章では、提案システムについて述べる。第4章では、模擬研究室公開イベントを設定しての被験者による評価実験について述べる。第5章では、本稿をまとめる。

2. 関連研究

2.1 NMF 法に関連する研究

非負値行列因子分解 (Nonnegative Matrix Factorization: NMF 法) は、非負値で表されるデータからなる行列を因子分解することで、潜在するパターンを自動的に抽出できるアルゴリズムである [7]。亀岡 [8] は、NMF 法に基づく音響信号処理における音源分離をした。幸島ら [9] は、POS データから属性情報を考慮した消費者行動パターン抽出のための非負値多重行列因子分解法を提案した。

2.2 ビーコンセンシングに関連する研究

本研究で利用するビーコンである iBeacon は、低電力消費 Bluetooth を利用する方式であり、電波を数秒間に一回、半径数十メートル範囲に発信できる。特に屋内での位置情報収集においては有効である。Apple 社では、独自規格の iBeacon を IOS に導入し、ビーコン ID と店の情報を予め関連付けることで、お店に近づくと iPhone はビーコン信号を受信すると同時にお店の情報を取得することが可能となる。現在、入店でのクーポン発信、入社確認や店内での顧客行動解析などのサービスに活用されている。

推薦システムに関するビーコンセンシング技術の活用例も少なくない。特に位置情報に依存するような Context-Aware 情報推薦システムにおいては有効であることが示

されている [10, 11]。Hirakawa ら [12] は、観光推薦システムの構築においてビーコンを観光地のロケーション情報収集に利用された。Arens ら [13] は、単にロケーション情報をビーコンで収集するだけでなく、イベント会場において、ユーザのモバイル端末をビーコンと連動させることで、ブースやポスト情報などを自動的にユーザプロフィールに適応させることで、ユーザにセレンディピティなアイテムを推薦できるようにした。また、Yang ら [14] は、病院において、ビーコンやモバイル端末と連動することで、患者に自分の現在位置や近くにある診療科の待ち状態などの情報を通知する案内システムを提案した。

2.3 ユーザ潜在嗜好特徴ベクトル抽出に関連する研究

ユーザ嗜好情報を表すユーザプロフィールの獲得はコンテンツベース型推薦システムの構築においては必要不可欠である。従来では、ユーザのデモグラフィック属性をユーザプロフィールとして用いたり、ログ情報に基づくユーザプロフィールを獲得したりする方法が用いられていた [15]。ユーザの嗜好情報を正確に把握することでユーザに適した情報を提供することができる。一方、ユーザに新規性や多様性のある推薦をすることができない。Titpat ら [16] は、学術情報推薦を高速化できるコンテンツベース型推薦システムを提案した。推薦の正確性や高速化を重視し、ユーザのフィードバック情報から関連性がない特徴ベクトルを除いたユーザプロフィールの構築を行った。しかし、関係性がない特徴ベクトルを全て除いたため、意外性または多様性のある推薦ができない。それに対して、前田ら [17] は、推薦システムにおける意外性向上のための潜在的嗜好の抽出手法を提案した。彼らはユーザがアイテムに与える評価値に基づき、対象ユーザと類似するユーザの各特徴に対する嗜好情報を用いて嗜好が明確でない対象ユーザの潜在嗜好を推定した。また、奥ら [6] は、ユーザとシステムとのインタラクションに基づく、二つのアイテムの特徴を混ぜ合わせることで、ユーザにセレンディピティなアイテムを推薦できるフュージョンベース推薦システムを提案し、自分自身の興味を認識していないまたは新しい分野への興味を開拓したいユーザにとっては有効である。ここで、セレンディピティとは、ユーザはある物事が提示されて初めて興味を持つことである。彼らはユーザの短期的な嗜好に着目しており、ユーザの潜在嗜好を解析しなかった。

2.4 本研究の位置付け

本研究は、NMF 法に基づく研究トピック抽出及びクラスタリングまたは、ビーコンセンシングにより、参加者に多様な研究室情報を提示し、ユーザインタラクションに基づき参加者の潜在嗜好に適合する推薦を目的とする。

*2 <https://cf.arc.uec.ac.jp/labsearch/>

3. 提案システム

3.1 提案システムの概要

提案するシステムの概要を図1に示す。サーバ側は、主に研究トピック抽出及びクラスタリング、ビーコンセンシングや、ユーザ潜在嗜好特徴ベクトル抽出の3つの機能によって構成される。クライアント側は、参加者とシステムとのインタラクションを促進するためのインターフェースを提供する。システムは、NMF法に基づく研究トピック抽出及びクラスタリングと、ビーコンセンシングにより、参加者に研究トピック一覧や自分の周囲にある研究室情報を提示する。参加者は得られた研究室の中から自分が好む研究室を評価付けし、システムとのインタラクションを行うことで、自分の潜在嗜好が抽出され、研究室に対する推薦リストを獲得することができる。参加者は次々とシステムとのインタラクションを行うことにより、自分の潜在嗜好を反映する推薦リストを獲得できる。

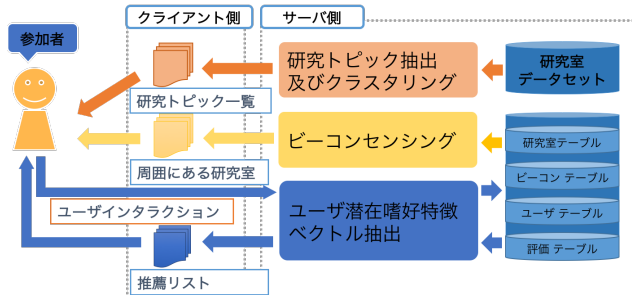


図1 提案システムの概要図

3.2 研究トピック抽出及びクラスタリング

研究室の研究テーマ、研究内容やキーワードを用い、形態素解析によるワードごとの分割処理をし、TF-IDF法に基づき特徴ベクトルを生成する[18]。TF-IDF(t)とは文書中のワードに関する重みであり、TF(t)とIDF(t)の積で表す。TF(t, d) (Term Frequency) はワード t が文書 d における出現頻度を表す。IDF(t) (Inverse Document Frequency) はワード t が全文書 D における出現回数を表す $DF(t)$ の対数であり、ワード t が全文書に出現しにくいほどIDF(t)の値が大きくなる。

生成した研究室のTF-IDF特徴ベクトルからなる非負値行列 X をNMF法に適用し、研究トピック抽出及びクラスタリングを行う。具体的に、非負値の元行列 X と行列 T, V の積との距離を最小化する問題として定式化することで、行列 T, V を求める。

$$T, V = \arg \min D(X|TV), \quad (3.1)$$

subject to $T_{w,k}, V_{k,t} > 0$

D は距離関数、 $T_{w,k}$ は行列 T の要素、 $V_{k,t}$ は行列 V の要素である。ここで、NMFの基底数 K を決めた上で、 D

はユークリッド距離として、二乗誤差最小化問題を解くことにする。最小化すべき目的関数は次のようになる。

$$D(X|TV) = \|X - TV\|^2 = \sum_{w,k} |X_{w,t} - \sum_k T_{w,k} V_{k,t}|^2 \quad (3.2)$$

$T_{w,k}, V_{k,t}$ で目的関数 D を偏微分することで、 $T_{w,k}, V_{k,t}$ の更新式を得る。

$$T_{w,k} = T_{w,k} \frac{\sum_t X_{w,t} V_{k,t}}{\sum_t V_{k,t} \sum_{k'} T_{w,k'} V_{k',t}}, \quad (3.3)$$

$$V_{k,t} = V_{k,t} \frac{\sum_w X_{w,t} T_{w,k}}{\sum_w T_{w,k} \sum_{k'} T_{w,k'} V_{k',t}}$$

図2により、NMF法に基づく研究トピック抽出及びクラスタリングの結果を示す。NMFの基底を20と設定した場合、その20個のNMF基底に対応する重要なワードの上位5個を表示する。それぞれの基底に含まれているワードから、その基底がどんな研究トピックなのかを簡単に想像できる。参加者は研究トピック一覧を用いてシステムとのインタラクションを行うことができる。

- Topic #1: ロボット 作業 知能 飛行 人間
- Topic #2: ネットワーク 通信 符号 情報理論 無線通信
- Topic #3: 計算 アルゴリズム 高速 設計 シミュレーション
- Topic #4: 言葉 言語 認知科学 意味 音声
- Topic #5: プログラム ソフトウェア バグ プログラミング 自動
- Topic #6: 画像 画像処理 医用 電子回路 マイニング
- Topic #7: 計測 ヒト 生体 機能 本人認証
- Topic #8: レーザ 超短パルス 非常 レーザ 光 極限
- Topic #9: 学習 情報システム 支援 人工知能 人工ニューラルネットワーク
- Topic #10: 分析 調査 サービス データサイエンス 機械学習
- Topic #11: 電磁 電磁波 環境 不要 電磁界解析
- Topic #12: データ ビッグデータ 情報 解析 時代
- Topic #13: 細胞 バイオイメージング 生物 タンパク質 メカニズム
- Topic #14: 感覚 匂い 化学 感覚神経 は虫類
- Topic #15: プラズマ 流体 数値シミュレーション 荷電粒子 高温
- Topic #16: 伝導 物質 電気抵抗 集積回路 転移温度
- Topic #17: 運動 影響 神経疾患 健康 仕組み
- Topic #18: 人間 ゲーム 人工知能 知的 機械
- Topic #19: ディスプレイ 電力 光源 暮らし テレビ
- Topic #20: 原子 低温 世界 アイソトープ 凝縮 ボース

図2 研究トピック一覧図

3.3 ビーコンセンシング

システムとビーコンを連動することにより、参加者の周囲にある様々な研究室情報をリアルタイムに受信できる。具体的なプロセスは図3に示す。まず、システムは参加者の周囲にある研究室から発信したビーコン電波を受信する。次に、システムは得られたビーコンの識別情報 (UUID, Major や Minor) を用い、ビーコンとペアリングされている研究室の情報をリクエストする。最後に、データベースサーバにより、参加者に研究室の情報をレスポンスする。

ビーコンセンシングにより、参加者に新しい興味分野を広げるためのきっかけを提供し、ユーザインタラクションを促進することができる。また、参加者は自分の周囲にある研究室の情報を把握しやすくなり、研究室見学の効率を上げることも可能となる。

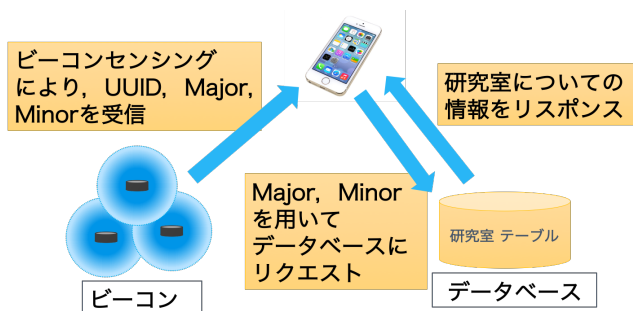


図 3 ビーコンセンシングのプロセス図

3.4 ユーザ潜在嗜好特徴ベクトル抽出

本研究におけるユーザ潜在嗜好特徴ベクトル $ULPV$ (UserLatentPreferenceVector) は、ユーザインタラクションに基づき、研究室のコンテンツ特徴ベクトル L にユーザからの評価値 r を重みとしてかけ合わせたものと定義し、ユーザが評価付けする研究室の個数 N の変化によって更新される (式 3.4 参照)。ここで、ユーザインタラクションとは、参加者が NMF 法に基づく研究トピック抽出及びクラスタリングまたは、ビーコンセンシングにより、提示された研究室の中から興味ある研究室に対して評価付けすることである。研究室のコンテンツ特徴ベクトルとは、研究室についての研究内容をベクトル化したものである。本研究は、Doc2Vec というニューラルネットワークの手法を用い、研究内容の文書テキストを 100 次元のベクトルに変換する。Doc2Vec は文書テキストの文脈情報を保持することができ、ユーザ潜在嗜好特徴ベクトル抽出の精度向上に貢献できる [19]。

$$ULPV(N) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i L_i, N > 0 \quad (3.4)$$

具体的な例を通して潜在嗜好について説明する。図 4 により、ある参加者は研究室 A、研究室 B や研究室 C に対してそれぞれ 5 点、2 点、5 点を評価付けした。システムは参加者が評価付けした全ての研究室に対し、各研究室のコンテンツ特徴ベクトルと評価値をかけたものを合計することで、参加者の潜在嗜好として抽出する。参加者は「A 研究室：人間の五感に関連する知覚情報処理やロボティクスの研究を行う」、「B 研究室：メディア理解のためのモデル化技術、認識技術、分離・合成技術、信号圧縮・符号変換技術の研究を行う」や、「C 研究室：音声から言葉を認識する音声認識、文章から音声を生成する音声合成、人の意図を理解し対話を行う対話処理の研究を行う」に対して興味を示しているため、この 3 つの研究室が行っている研究内容の共通部分または、融合領域は参加者にとっての潜在嗜好になる。

$ULPV$ の抽出アルゴリズムを Algorithm1 に示す。 $ratedLabList$ は評価付けした研究室のリストであり、 $ratedLabList.size$ はそのリストのサイズを表す。また、



図 4 潜在嗜好抽出のイメージ図

$ratedLab.labVec$ は評価付けした研究室のコンテンツ特徴ベクトルであり、 $ratedLab.rating$ はその研究室に対する評価値を表す。

Algorithm 1 Create ULPV algorithm

```

procedure CREATEULPV( $ratedLabList$ )
  if  $ratedLabList$  is updated then
     $ULPV = []$  ▷ ULPV を初期化
    for  $ratedLab$  in  $ratedLabList$  do
      if  $ratedLab.size$  is 0 then
        break
      end if
       $ULPV += ratedLab.rating \times ratedLab.labVec$ 
    end for
     $ULPV = \frac{ULPV}{ratedLabList.size}$ 
    return  $ULPV$ 
  end if
end procedure
    
```

抽出したユーザ潜在特徴ベクトルと、全ての研究室のコンテンツ特徴ベクトルとのコサイン類似度を求めることにより、参加者の潜在嗜好に適合する研究室の推薦リストを作成する。

4. 評価実験

4.1 評価実験の設定

模擬研究室公開イベントを設定し、34 名の被験者による評価アンケートに基づき、システムの推薦精度評価と有効性評価を行う。ここで、模擬研究室公開イベントとは、研究室紹介ポスターとビーコンとのセットを設置することで、ビーコンセンシングの環境を模擬した研究室公開イベントである。被験者の中で多様な研究トピックに興味を持つ被験者は 20 名、一樣な研究トピックに興味を持つ被験者は 14 名である。評価アンケートは被験者のいずれも提案システムに対する予備知識を持っていない状態で行った。

4.2 システムの推薦精度評価

4.2.1 興味分野による推薦精度分析

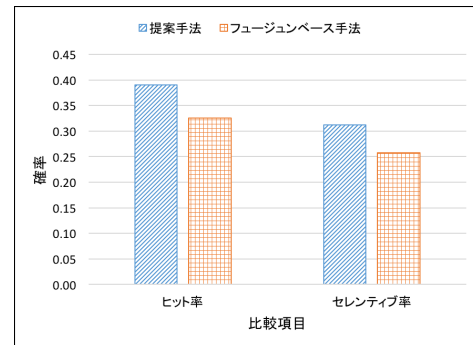
被験者はシステムとのインタラクションを行い、生成さ

れた推薦リストの中から、興味を持った研究室の数（ヒット数）、推薦されることによって初めて興味を持った研究室の数（セレンディピティ数）や、興味を持たなかった研究室の数（アンヒット数）をカウントすることで、システムに対する推薦精度評価アンケートを行う。被験者に20回のユーザインタラクションを行ってもらったことで、更新された推薦リストに対して推薦精度評価アンケートを行い、その結果は図5に示す。図5(a)により、多様な興味分野を持つ被験者の場合、ユーザインタラクションの回数が9回以上になると、推薦リストの各指標が収束し、アンヒット率が30%以下までに減少する。図5(b)により、単一の興味分野しか持たない被験者の場合、ユーザインタラクションの回数が3回になった時点で、アンヒット率が最小値の53%となり、推薦リストの各指標が収束しないことを確認できる。したがって、本提案システムは興味分野が一樣である被験者に対して、適切な推薦性能を発揮できないが、興味分野が多様である被験者に対して、9回以上のユーザインタラクションが行われることにより、ユーザの潜在嗜好を抽出することができ、70%の適合率（ヒット率：39%、セレンディピティ率：31%）を持つ推薦性能を有することを確認できた。

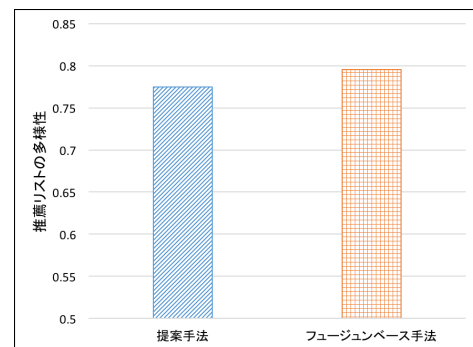
4.2.2 既存システムとの比較実験

推薦リストのヒット率、セレンディピティ率や多様性を通して、フュージョンベース推薦システムと本提案システムとの比較実験を行い、その結果は図6に示す。推薦リストのヒット率とセレンディピティ率について、提案システムはフュージョンベース推薦システムよりそれぞれ9.0%、

9.6%高く、推薦リストの多様性について、提案システムはフュージョンベース推薦システムより1.2%低い結果となった。本提案システムはユーザインタラクションを用いたユーザ潜在嗜好特徴を抽出することで、フュージョンベース推薦システムより少し低い推薦リストの多様性になったが、ユーザの潜在嗜好に適合した、高い推薦性能を有することを確認できた。

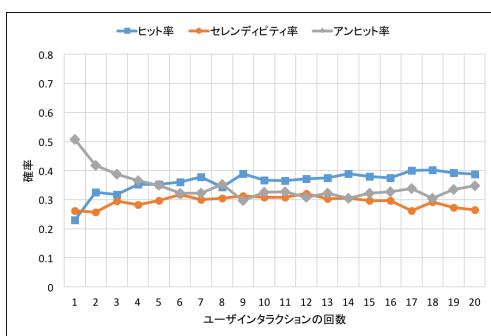


(a) 推薦リストにおけるヒット率・セレンディピティ率の比較

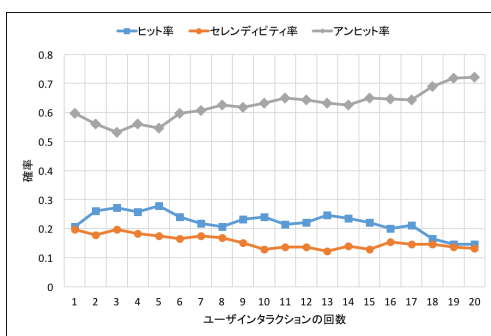


(b) 推薦リストの多様性の比較

図6 既存システムとの推薦精度比較図



(a) 興味分野が多様



(b) 興味分野が一樣

図5 ユーザインタラクションによる推薦精度評価図

4.3 システムに対する有効性評価

Puら [20] が提案したユーザ中心型推薦システム評価フレームワークを参考し、提案システムの有効性に関する11個の質問に対して5段階評価（5：強くそう思う、4：そう思う、3：どちらとも言えない、2：そうは思わない、1：全くそうは思わない）で、システムに対する有効性評価アンケート（表1を参考）を行う。

表1 有効性評価アンケート

| 項目 | 関連尺度 | 質問 |
|-----|------------|--|
| Q1 | インタフェース妥当性 | アプリのインタフェースがわかりやすかった |
| Q2 | 説明性 | 私に研究室の推薦理由を説明してくれた |
| Q3 | 情報充足性 | 私が研究室に興味を持つかどうかを判断するための十分な情報を提供してくれた |
| Q4 | 制御性 | 私の操作に応じた推薦内容を変えてくれていると感じる |
| Q5 | 知覚簡便性 | このアプリの使い方がわかりやすかった |
| Q6 | 知覚有用性 | アプリが私に適切な研究室を推薦してくれた |
| Q7 | トピック機能満足度 | トピック一覧機能は私が研究室選択にアドバイスしてくれた |
| Q8 | 総合満足度 | 私はこのアプリ全体に満足している |
| Q9 | 信頼度 | 私はこのアプリを信頼している |
| Q10 | セレンディピティ | 私に興味を起こすような推薦ができた |
| Q11 | ビーコン機能満足度 | 私の周りには様々な研究室を案内してくれて、自分の興味を幅広く広げ、研究室見学の効率向上にもつながった |

図7により、被験者全員を対象とした評価結果から見ると、提案システムにおける、全ての質問項目に対する被験者からの評価値が3以上となった。特に、「Q1:アプリのインターフェースはわかりやすかった」かつ「Q5:アプリの使い方がわかりやすかった」かつ「Q11:私の周りには様々な研究室を案内してくれて、自分の興味の幅を広げ、研究室見学の効率向上にもつながった」に対する評価値が4以上となった。提案システムはスマートフォン用いた実装によって、優れたインターフェースを実現できた。また、ビーコンセンシングによって、被験者に自分の周囲にある様々な研究室を推薦でき、研究室見学の効率向上につながった。全体的に、満足度の高い推薦性能を実現できた。

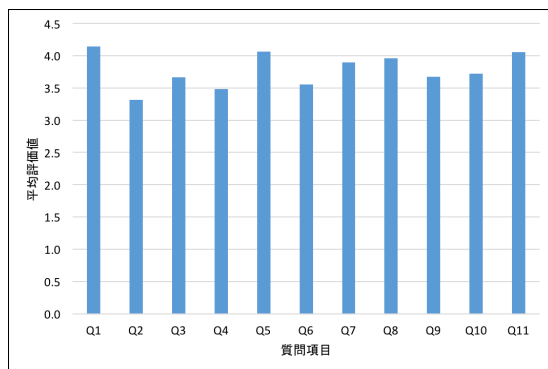


図7 提案システムの有効性評価図

5. おわりに

本研究は大学主催の研究室公開イベントを例として、NMF法に基づく研究トピック抽出及びクラスタリングや、ビーコンセンシングを用いてユーザインタラクションに基づき、参加者の潜在嗜好に適合した、満足度の高い推薦システムを提案した。評価実験の結果により、本提案システムは興味分野が多様で、または新しい分野への興味を開拓したい参加者に対して適切な推薦性能を発揮でき、既存システムより高い推薦性能を実現できた。一方、本提案システムは一般的な興味分野を持つ参加者に対して、十分な推薦性能を発揮できなかった。それは、研究室のデータベースにおいて、参加者の単一の嗜好に適合できる研究室の数は十分ではなかったと考えられる。

今後の課題として、ビーコンセンシングにより、ユーザの移動軌跡を考慮することで、ユーザ潜在嗜好の抽出精度を向上させ、システムの推薦性能を改善する。さらに、本研究で提案するシステムに書籍、音楽や観光などのコンテンツを適用することを検討する。

参考文献

- [1] Gomez-Uribe, Carlos A., and Neil Hunt. "The Netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation." *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)* 6.4 (2016): 13.
- [2] Lu Jie, Wu Dianshuang, Mao Mingsong, Wang Wei and Zhang Guangquan. "Recommender system application developments: a survey." *Decision Support Systems* 74 (2015): 12-32.
- [3] Bennett, James, and Stan Lanning. "The netflix prize." *Proceedings of KDD cup and workshop*. Vol. 2007. 2007.
- [4] Bobadilla Jesús, Ortega Fernando, Hernando Antonio and Gutiérrez Abraham. "Recommender systems survey." *Knowledge-Based Systems* 46 (2013): 109-132.
- [5] Adomavicius, Gediminas, and Alexander Tuzhilin. "Context-aware recommender systems." *Recommender systems handbook*. Springer US, 2011. 217-253.
- [6] 奥健太, and 服部文夫. "セレンディピティ指向情報推薦のためのフュージョンベース推薦システム." *知能と情報* 25.1 (2013): 524-539.
- [7] 澤田宏. "非負値行列因子分解 NMF の基礎とデータ/信号解析への応用." *信学誌* 95.9 (2012): 829-833.
- [8] 亀岡弘和. "非負値行列因子分解とその音響信号処理への応用." *日本統計学会誌* 44.2 (2015): 383-407.
- [9] 幸島匡宏, 松林達史, and 澤田宏. "属性情報を考慮した消費者行動パターン抽出のための非負値多重行列因子分解法." *人工知能学会論文誌* 30.6 (2015): 745-754.
- [10] Law, Chin Hao. "Location aware system using bluetooth low energy beacons." (2014).
- [11] Posdorfer, Wolf and Walid Maalej. "Towards Context-aware Surveys Using Bluetooth Beacons." *Procedia Computer Science* 83 (2016): 42-49.
- [12] Hirakawa Go, Satoh Goshi and Hisazumi Kenji and Shibata Yoshitaka. "Data gathering system for recommender system in tourism." *Network-Based Information Systems (NBIS), 2015 18th International Conference on*. IEEE, 2015.
- [13] Arens-Volland, Andreas, and Yannick Naudet. "Personalized recommender system for event attendees." *Semantic and Social Media Adaptation and Personalization (SMAP), 2016 11th International Workshop on*. IEEE, 2016.
- [14] Yang Jingjing, Zhihui Wang, and Xiao Zhang. "An ibeacon-based indoor positioning systems for hospitals." *International Journal of Smart Home* 9.7 (2015): 161-168.
- [15] Wei Wang, Dongyan Zhao, Haining Luo and Xin Wang. "Mining User Interests in Web Logs of an Online News Service Based on Memory Model." *Networking, Architecture and Storage (NAS), 2013 IEEE Eighth International Conference on*. IEEE, 2013.
- [16] Achakulvisut Titipat, Acuna Daniel E, Ruangrong Tulakan and Kording Konrad. "Science Concierge: A fast content-based recommendation system for scientific publications." *arXiv preprint arXiv:1604.01070* (2016).
- [17] 前田優, 白川真一, and 大原剛三. "F-015 推薦システムにおける意外性向上のための潜在的嗜好の抽出 (F 分野: 人工知能・ゲーム)." *情報科学技術フォーラム講演論文集* 12.2 (2013): 317-320.
- [18] Paik, Jiaul H. "A novel TF-IDF weighting scheme for effective ranking." *Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*. ACM, 2013.
- [19] Le, Quoc V., and Tomas Mikolov. "Distributed Representations of Sentences and Documents." *ICML*. Vol. 14. 2014.
- [20] Pearl Pu, Li Chen, and Rong Hu. "A user-centric evaluation framework for recommender systems." *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems*. ACM, 2011.