

事例研究 [論文]

ランキング手法を用いた フィットネスクラブの分析

河上 佳太, 工藤 晃太, 川瀬 元暉, 最首 大輝,
山田 直輝, 吉田 晏大, 岩永 二郎, 高野 祐一

1. はじめに

近年、フィットネスクラブ市場は健康志向の高まりと共に成長している。その業態も、ジム・スタジオ・プール・シャワールームなどを兼ね備えた総合型や、一部の設備に特化した小規模型、24時間営業、ヨガスタジオ、女性専用、ストレッチ専門など多様化が進んでいる。健康増進施設として国民の健康を維持するうえでも、フィットネスクラブの役割は大きい [1, 2]。

一方で、退会率の高さがフィットネスクラブ業界の大きな課題とされている。退会率の高いクラブでは、新規会員の半数以上が1年以内に退会する [1]。利用者にとっては、増加と多様化を続けるフィットネスクラブの中から、自分に適したクラブを見つけることは容易ではない。

フィットネスクラブに関して、退会の心理的要因の研究 [2] や、利用動機や継続要因の研究 [3, 4] などが行われている。満足度と会員継続は強く関連することが示されており [5]、また施設や営業システムなどの経営的条件に不満をもつ利用者は、特に総合的な満足度が低いことが報告されている [6]。したがって、利用者の希望する条件に合致するクラブを選択することができれば、満足度と継続率の向上が期待できる。

そこで本研究では、フィットネスクラブに関するアンケートデータを用いて各クラブの特徴を分析し、利用者に適したクラブの選択を支援する方法を提案する。本研究で利用するデータの概要は本論文の2節で説明する。

本論文の3節では、アンケートデータの分析の信頼性を向上させるために、データに含まれる不正確な回答を除去することを考える。不正確な回答は分析の信頼性を損なう恐れがあり [7]、外れ値除去の適用 [8] や満足化理論に基づく分析 [9] などが行われている。本研究では、回答者の信頼性を定量化する指標として、類似した設問に対する回答が矛盾していないことを示す自己整合性と、回答者全体の傾向と回答が乖離していないことを示す全体整合性を定義する。これらの信頼性指標に基づく回答者除去の有効性を回帰分析によって検証し、結果として予測性能を維持したまま回答者を除去することができた。

本論文の4節では、さまざまなフィットネスクラブに対する利用者の理解を促進するために、各クラブの特徴を分析し可視化する。回答データの簡単な集約方法として平均値がよく用いられるが、各クラブで回答者集団が異なる、回答者によって評価基準が異なる、回答の分散が大きい回答者の影響を強く受ける、などの問題点がある。本研究では、ページランク [10, 11] に基づくレイティング集約 [12] を用いて、クラブごとに小項目満足度の順位を計算して分析に利用する。さらにクラスタ分析と因子分析を用いて、各クラブの特徴を直感的かつ視覚的に捉えられる推薦マップを作成する。

本論文の5節では、利用者が自分に適したクラブをより早く発見できるように、利用者の閲覧履歴から次に検討すべきクラブをランキング形式で推薦する手法を提案する。本研究では、ページランクを推薦システムに応用した手法であるアイテムランク [13] を利用する。この手法は評価値行列が疎である場合にも高い性能を発揮し [14]、利用者が否定的な評価を表明する手段がない場合にも有効とされている [15]。本研究ではアイテムランクに用いる遷移確率行列と嗜好ベクトルを、分析データに合わせて設計する。提案手法はほかのランキング手法と比較して、推薦の正確性と多様性

かわかみ けいた, くどう こうた, かわせ もとき,
さいしゅ ひろき, やまだ なおき, いわなが じろう
筑波大学大学院システム情報工学研究群
よしだ やすひろ
筑波大学理工学群社会学類
たかの ゆういち
筑波大学システム情報系
〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1
受付 21.7.16 採択 21.11.3

の両面で非常に優れた性能を示した。

2. 分析データ

本研究では、経営科学系研究部会連合協議会主催の令和2年度データ解析コンペティションで提供されたオリコン顧客満足度調査データを使用した。本データはオリコン顧客満足度ランキング作成のために収集された、国内のさまざまなサービスに関するアンケート調査データであり、ランキングはウェブサイト上で公開されている¹。

本研究では、過去3年以内にスポーツジム、フィットネスクラブに通ったことがある人（体験のみは除く）を対象とする2017年度の調査データを利用した。回答者は「現在通っている、または、通っていたスポーツジム、フィットネスクラブ（以下、クラブ）」に関するアンケートに回答し、異なるクラブ間で回答者は重複しない。100人以上の回答者が存在する主要16クラブを対象とし、これらのクラブに対する4,953人分の回答データを分析する。

本論文全体を通して、以下の設問を利用する。

総合満足度 過去3年以内に利用したことがあるクラブに総合的にどの程度満足していたか（10段階評価）

小項目満足度 過去3年以内に利用したことがあるクラブの各評価項目にどの程度満足していたか（33項目・10段階評価）

3. 不適切回答者の除去

アンケートデータの分析では、不正確な回答が含まれることにより分析の信頼性が損なわれる。本節では、回答者の信頼性を定量化する2種類の指標を定義し、それらの指標に基づく回答者除去の有効性を回帰分析によって検証する。

3.1 自己整合性

回答者 $u \in U$ の設問 $q \in Q$ に対する回答を a_{uq} とする。本研究の分析データには類似した設問 $q, q' \in Q$ が含まれており、どちらも「利用したい知人にどの程度薦めたいと思いますか」という設問であるが、

$$a_{uq} \in \{1, 2, \dots, 5\} \quad (1 \text{ が最高評価})$$

$$a_{uq'} \in \{1, 2, \dots, 10\} \quad (10 \text{ が最高評価})$$

と回答の選択肢が異なる。このように類似した設問に対して回答が矛盾している回答者は、信頼性が低いと

考えられる [7]。

類似設問 $q, q' \in Q$ に対する回答者 $u \in U$ の整合性を、以下のように定量化する。

$$\text{自己整合性} = 1 - \left| \frac{5 - a_{uq}}{4} - \frac{a_{uq'} - 1}{9} \right| \quad (1)$$

この指標は非一貫性指標 [7] の修正版に相当し、 $(a_{uq}, a_{uq'}) = (1, 10), (3, 5), (5, 1)$ のような一貫した回答に対して1に近い値となり、 $(a_{uq}, a_{uq'}) = (1, 1), (5, 10)$ のような矛盾した回答に対して0になる。

3.2 全体整合性

小項目満足度の設問集合を $S \subset Q$ とし、小項目 $s \in S$ に対する回答の確率分布を以下のように作成する。

1. 回答者 $u \in U$ ごとに回答 a_{us} ($s \in S$) を標準化し、 \tilde{a}_{us} とする。回答がすべて同じ場合には、 $\tilde{a}_{us} = 0$ ($s \in S$) とする。
2. 小項目 $s \in S$ ごとに回答 \tilde{a}_{us} ($u \in U$) の範囲を等幅分割した区間（階級） A_{sk} ($k \in K$) を定義する。階級の数 K はスタージェスの公式 ($|K| = 1 + \log_2 |U|$) により決定する。
3. 階級 A_{sk} に含まれる回答数を計算する。

$$n_{sk} = |\{u \in U \mid \tilde{a}_{us} \in A_{sk}\}|$$

4. 小項目 $s \in S$ に対する回答 \tilde{a} の確率（相対度数）分布を以下のように定義する。

$$p_s(\tilde{a}) = \frac{1}{|U|} \sum_{k \in K} n_{sk} \mathbf{1}_{A_{sk}}(\tilde{a})$$

ただし、 $\mathbf{1}_A$ は集合 A の指示関数である。

回答者全体の傾向と回答が大きく異なる回答者は、信頼性が低いと考えられる [8]。回答者 $u \in U$ と回答者全体の整合性を、以下のように定量化する。

$$\text{全体整合性} = \log \prod_{s \in S} p_s(\tilde{a}_{us}) \quad (2)$$

すなわち多くの小項目 $s \in S$ に対して少数派回答を繰り返す回答者は、全体整合性の値が小さくなる。

3.3 回答者除去の効果検証

上記の信頼性指標に基づいて不適切回答者を除去する方法を説明する。最初に、すべての小項目 $s \in S$ に同じ回答をしている回答者（197人）を除去する。次に訓練データ（回答者の70%：3,329人）とテストデータ（回答者の30%：1,427人）に分割する。信頼性指標として式(1)と式(2)の一方を用いて、訓練データから信頼性指標が閾値以下の回答者を除去する。閾値

¹ <https://life.oricon.co.jp/>

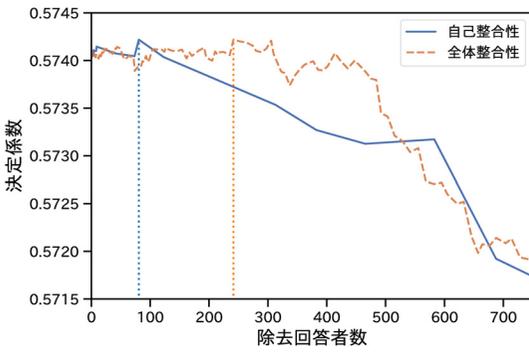


図1 テストデータに対する決定係数の推移

を徐々に大きくして回答者を除去しながら、以下の回帰分析を繰り返し実行する。

目的変数 総合満足度

説明変数 小項目満足度 (33 項目)

手法 エラスティックネット [16, 17]

訓練データとテストデータの分割を変えて、上記の手順を 10 回繰り返す。

各閾値に対する訓練データの除去回答者数 (10 回の平均) と、テストデータにおける決定係数 (10 回の平均) の推移を図 1 に示す。自己整合性については閾値を 0.75 として 80 人程度除去した場合に、全体整合性については閾値を -62.3 として 240 人程度除去した場合に決定係数が最も高くなり、回帰分析の予測性能を維持したまま不適切回答者を除去できる。以降の分析では、上記の閾値に従って回答者を除去したデータ (回答者 4,311 人) を用いる。

4. 各クラブの特徴分析

回答データの簡単な集約方法として、平均値がしばしば利用される。しかし、以下のような理由により回答の平均値には偏りが生じるため、クラブ間で平均値を比較することは適切ではない。

- 各クラブで回答者集団が異なる。
- 回答者によって評価基準が異なる。
- 回答の分散が大きい回答者の影響を強く受ける。

図 2 左上のアンケートデータの例では、回答者 A と B は小項目 Q3 に対して最も低い満足度を示しているが、回答者 C の極端な満足度の値によって小項目 Q3 の平均値が最も高くなる。

本節ではレイティング集約を用いて各クラブの小項目満足度の順位を分析し、クラブの特徴を可視化する推薦マップを作成する。

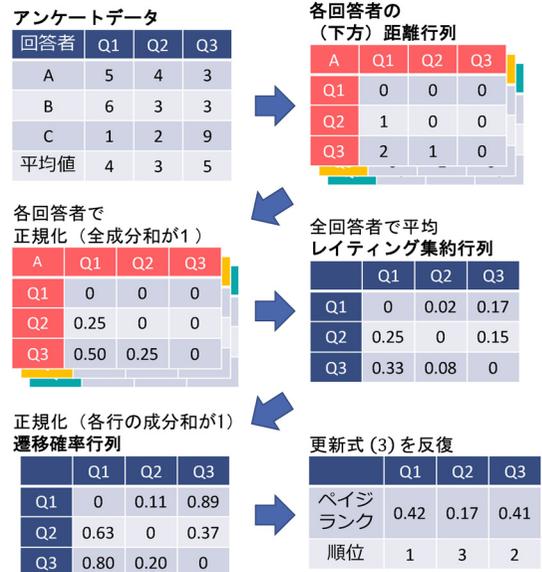


図2 レイティング集約の手順

4.1 レイティング集約

レイティング集約は尺度の異なる複数のレイティング (評点) を集約する手法である [12]。本研究では、ネットワーク上の各節点の順位を計算する手法であるページランク [10, 11] を利用する。

この手法では、 t 回目の反復における小項目 (節点) の集合 S 上の確率分布 (行ベクトル) を $\mathbf{r}(t) \in \mathbb{R}^{|S|}$ とし、以下の更新式に従って遷移確率行列 $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{|S| \times |S|}$ と転送ベクトル $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^{|S|}$ による遷移を繰り返す。

$$\mathbf{r}(t+1) = \alpha \cdot \mathbf{r}(t) \cdot \mathbf{P} + (1 - \alpha) \cdot \mathbf{d} \quad (3)$$

ただし、 $\alpha \in (0, 1)$ は行列 \mathbf{P} で遷移する比率を表すパラメータである。この定常分布 $\mathbf{r} = \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{r}(t) \in \mathbb{R}^{|S|}$ がページランクに相当し、本論文では初期値 $\mathbf{r}(0)$ は一様分布とする。また文献 [10] に従って、パラメータ α は 0.85 とし、転送ベクトル \mathbf{d} は一様分布とする。

レイティング集約の手順は以下ようになる (図 2)。

1. 小項目間の満足度の差、すなわち行番号の小項目の満足度が列番号の小項目よりどれだけ低いか (高い場合はゼロ) を成分とする、各回答者の (下方) 距離行列を作成する。
2. 各回答者の距離行列を、全成分和が 1 になるように正規化する。
3. 正規化した距離行列を全回答者で平均して、レイティング集約行列を求める。
4. レイティング集約行列の各行の成分和が 1 になるように正規化し、遷移確率行列 \mathbf{P} を作成する。

表 1 各クラスタにおける小項目の順位の平均値

小項目	クラスタ 1	クラスタ 2	クラスタ 3	クラスタ 4	クラスタ 5	クラスタ 6
入会手続きの容易さ	3.7	2.3	1.3	2	3	2
説明の分かりやすさ	5.3	4.3	5.0	4	4	6
見学・体験のしやすさ	3.0	3.8	3.0	5	1	4
会員プランの豊富さ	24.2	21.5	16.3	25	26	17
オプションサービスの充実度（レンタルグッズ・プライベートロッカー・ドリンク、など）	24.0	9.3	25.3	27	31	14
入会金（初期費用）の妥当性	19.8	6.8	7.7	6	27	12
価格に対するサービスの質	30.7	22.0	18.7	29	28	21
トレーニングエリアの清潔度	11.5	9.8	9.0	24	13	20
付帯施設の清潔度（トイレ・洗面所・シャワールーム、など）	14.8	11.8	17.0	18	25	27
ロッカーの充実度（数・プライベートロッカー等）	17.3	20.0	18.3	22	29	26
リラクゼーションスペースの充実度	31.0	33.0	30.0	33	33	33
設備の充実度	27.3	28.3	26.3	31	30	5
インストラクターの指導能力	24.8	26.8	31.3	16	24	9
インストラクターの明るさ・気配り・親しみやすさ	10.8	13.3	12.7	17	7	10
インストラクターの表情	11.5	15.3	15.7	14	10	16
インストラクターの身だしなみ・清潔感	6.3	7.3	7.3	8	8	7
インストラクターの声、話し方	9.3	12.3	11.7	11	12	11
インストラクターの説明の分かりやすさ	12.5	17.3	19.0	13	14	15
インストラクターの知識の豊富さ	20.2	18.3	25.3	23	21	8
インストラクターの対話力（コミュニケーション能力）の高さ	19.3	22.3	22.3	20	17	22
スタッフの明るさ・気配り・親しみやすさ	11.8	14.5	13.0	9	5	18
スタッフの表情	17.8	19.8	14.7	10	9	25
スタッフの身だしなみ・清潔感	9.7	10.5	10.0	7	11	13
スタッフの声、話し方	17.0	17.8	17.0	12	15	19
スタッフの説明の分かりやすさ	22.0	23.5	21.7	19	16	23
スタッフの知識の豊富さ	26.5	27.5	26.3	26	20	24
メール・電話での問い合わせ対応	27.3	28.3	27.3	21	22	31
スタッフの対話力（コミュニケーション能力）の高さ	27.2	27.3	28.3	28	19	28
適正なスタッフの数	28.7	29.8	29.3	30	23	30
専門インストラクターの数（加圧トレーナー、ボディセラピスト、栄養管理士、整体師、など）	32.3	31.8	33.0	32	32	32
駅近／自宅や職場からの通いやすさ	1.0	1.0	4.3	1	2	1
駐車場・駐輪場の充実度	6.0	20.0	2.3	15	6	29
会社の信頼性	6.2	4.5	10.3	3	18	3

- 更新式 (3) を反復してページランクを計算する。
- ページランクの降順に小項目の順位を決定する。

4.2 クラスタ分析

クラブごとに算出した小項目満足度の順位をデータとして、16 クラブのクラスタ分析を行う。順序データのクラスタ分析に関する文献 [18, 19] を参考に、クラブ間の距離に「1-（スピアマンの順位相関係数）」を用いた群平均法を採用した。

図 3 の樹形図から、クラスタ間距離とクラスタ内距離の差が比較的大きく、よく分割されていると判断してクラスタ数は 6 とした。各クラスタにおける小項目の順位の平均値（表 1）を比較し、各クラスタは以下のように解釈できる。

クラスタ 1：平均的・低コスパ（6 クラブ）

多くの小項目で平均的な順位であるが、「価格に対するサービスの質」の順位が最も低い。

クラスタ 2：清潔・オプション充実（4 クラブ）

「トレーニングエリアの清潔度」や「付帯施設の

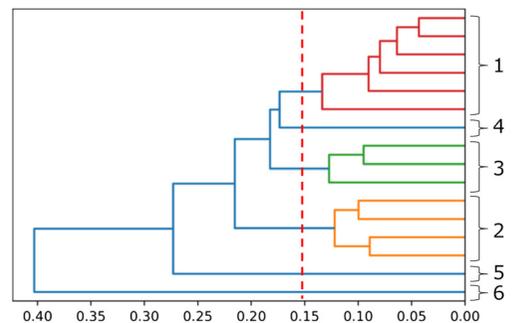


図 3 フィットネスクラブの樹形図

清潔度」の順位が比較的高く、「オプションサービスの充実度」の順位が最も高い。

クラスタ 3：高コスパ・低指導力（3 クラブ）

「入会金（初期費用）の妥当性」や「価格に対するサービスの質」の順位が比較的高いが、「インストラクターの指導能力」や「インストラクターの知識の豊富さ」の順位が最も低い。

クラスタ 4：優秀スタッフ（1 クラブ）

「スタッフの声、話し方」など、スタッフに関する小項目の順位が比較的高い。

クラスタ 5：友好的・低コスバ（1 クラブ）

インストラクターやスタッフの「明るさ・気配り・親しみやすさ」、「表情」、「対話力の高さ」の順位が最も高いが、「入会金（初期費用）の妥当性」や「価格に対するサービスの質」の順位が比較的低い。

クラスタ 6：本格的（1 クラブ）

「設備の充実度」、「インストラクターの指導能力」、「インストラクターの知識の豊富さ」の順位が最も高い。

4.3 因子分析

小項目満足度のデータ（回答者 4,311 人・33 項目）に対して因子分析を行う。順序付きカテゴリカルデータに対する因子分析では、簡便法（各カテゴリに等間隔の数値を割り当てる）により、多くの場合に十分な推定結果が得られる [20]。したがって本研究でも、10 段階評価のデータに対して因子分析を適用する。

小項目の因子負荷量（表 2）から、各因子は以下のように解釈できる。

因子 1：接客満足度（寄与率 47.0%）

インストラクターやスタッフに関する小項目満足度の値が大きい。

因子 2：環境満足度（寄与率 21.9%）

オプションサービスや各種設備の「充実度」、「付帯施設の清潔度」、「会員プランの豊富さ」、「入会金（初期費用）の妥当性」などの小項目満足度の値が大きい。

4.4 推薦マップ

クラスタ分析で得られたクラスタ名と合わせて、フィットネスクラブを布置した推薦マップを図 4 に示す。ここでは、因子分析で得られた因子を軸とし、各クラブは回答者の因子得点の平均値により布置している。この図から各クラブの特徴を直感的かつ視覚的に捉えることができる。たとえば、施設の清潔さやオプションの充実度を重視するのであれば「清潔・オプション充実」クラスタに着目し、そのクラスタから良い環境と良い接客のどちらを重視するかによってクラブを選択するなどの活用法が考えられる。

5. 利用者別ランキング

フィットネスクラブ紹介サイトの利用者は、クラブを以下のような手順で検討し、決定していると想定される。

表 2 小項目の因子負荷量

小項目	因子 1	因子 2
入会手続きの容易さ	0.41	0.48
説明の分かりやすさ	0.54	0.50
見学・体験のしやすさ	0.51	0.46
会員プランの豊富さ	0.38	0.62
オプションサービスの充実度（レンタルグッズ・プライベートロッカー・ドリンク、など）	0.35	0.70
入会金（初期費用）の妥当性	0.35	0.58
価格に対するサービスの質	0.48	0.65
トレーニングエリアの清潔度	0.54	0.63
付帯施設の清潔度（トイレ・洗面所・シャワールーム、など）	0.41	0.69
ロッカーの充実度（数・プライベートロッカー等）	0.37	0.72
リラクゼーションスペースの充実度	0.34	0.70
設備の充実度	0.45	0.71
インストラクターの指導能力	0.77	0.37
インストラクターの明るさ・気配り・親しみやすさ	0.88	0.26
インストラクターの表情	0.90	0.24
インストラクターの身だしなみ・清潔感	0.88	0.27
インストラクターの声、話し方	0.91	0.25
インストラクターの説明の分かりやすさ	0.89	0.27
インストラクターの知識の豊富さ	0.86	0.29
インストラクターの対話力（コミュニケーション能力）の高さ	0.90	0.24
スタッフの明るさ・気配り・親しみやすさ	0.89	0.28
スタッフの表情	0.89	0.28
スタッフの身だしなみ・清潔感	0.88	0.31
スタッフの声、話し方	0.89	0.31
スタッフの説明の分かりやすさ	0.87	0.35
スタッフの知識の豊富さ	0.83	0.37
メール・電話での問い合わせ対応	0.68	0.45
スタッフの対話力（コミュニケーション能力）の高さ	0.83	0.38
適正なスタッフの数	0.68	0.47
専門インストラクターの数（加圧トレーナー、ボディセラピスト、栄養管理士、整体師、など）	0.52	0.50
駅近/自宅や職場からの通いやすさ	0.38	0.31
駐車場・駐輪場の充実度	0.36	0.36
会社の信頼性	0.61	0.49

1. 一覧情報から気になるクラブを探す。
2. 気になるクラブの詳細情報を調べる。
3. 自分に適したクラブであるとわかれば、そのクラブに決定する。
4. 自分に適したクラブではないとわかれば、1 に戻る。

本節では、利用者の閲覧履歴に基づいて次に検討すべきクラブをランキング形式で推薦し、利用者の意思決定を支援することを考える。

本節では以下の設問を利用する。

現在利用しているクラブ 現在通っている、または、通っていたクラブ

以前利用していたクラブ 「現在利用しているクラブ」より前に通っていたクラブの中で、最も長く通っていたクラブ

検討したクラブ 「現在利用しているクラブ」を利用する際に、比較検討したクラブ（複数選択）

具体的には、利用したことのあるクラブ（現在利用しているクラブと以前利用していたクラブ）の情報を用いてランキングを作成し、検討したクラブの情報を用いて推薦の正確性を検証する。

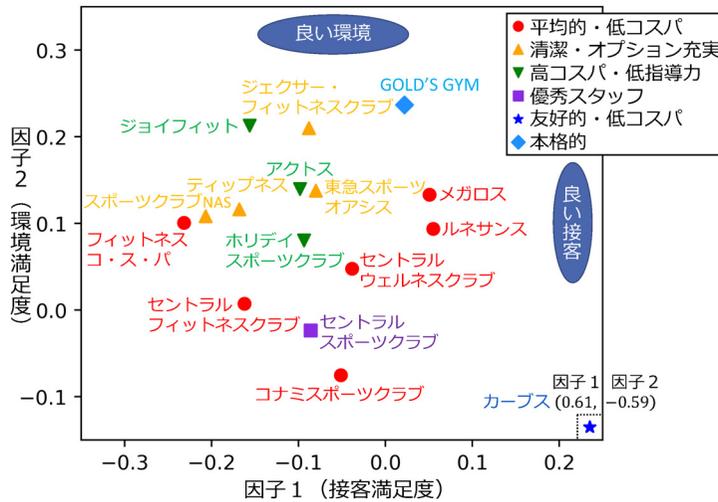


図4 フィットネスクラブの推薦マップ

5.1 アイテムランク

本研究では、ペイジランクを推薦システムに応用した手法であるアイテムランク [13] を用いて、利用者別ランキングを作成する。この手法ではアイテムの類似度ネットワークを作成し、ネットワーク上の伝播により間接的にアイテム間の相関を表現できるため、評価値行列が疎である場合にも高い性能を発揮する [14]。また、利用者の否定的な評価を得られない場合にも有効とされている [15]。

回答者 $u \in U$ に対して、 t 回目の反復におけるクラブの集合 C 上の確率分布 (行ベクトル) を $\mathbf{r}_u(t) \in \mathbb{R}^{|C|}$ とする。クラブ間の遷移確率行列を $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{|C| \times |C|}$ とし、ペイジランクの転送ベクトルに対応する回答者の嗜好ベクトルを $\mathbf{d}_u \in \mathbb{R}^{|C|}$ とするとき、回答者 $u \in U$ のアイテムランクの更新式は以下ようになる。

$$\mathbf{r}_u(t+1) = \alpha \cdot \mathbf{r}_u(t) \cdot \mathbf{Q} + (1 - \alpha) \cdot \mathbf{d}_u \quad (4)$$

ただし、初期値 $\mathbf{r}_u(0)$ は一様分布とする。

5.2 遷移確率行列と嗜好ベクトルの設定

本研究では、利用履歴に基づく遷移確率行列 $\mathbf{Q}^{(L)} = (q_{ij}^{(L)}) \in \mathbb{R}^{|C| \times |C|}$ と、クラブ間の類似度に基づく遷移確率行列 $\mathbf{Q}^{(H)} = (q_{ij}^{(H)}) \in \mathbb{R}^{|C| \times |C|}$ を考える。以下のように、回答者が利用したことのあるクラブの情報をを用いて行列 $\mathbf{Q}^{(L)}$ を定義し、また4節で算出した小項目満足度の順位からクラブ間のハミング距離²を計算し、その値を用いて行列 $\mathbf{Q}^{(H)}$ を定義する。

² 本研究ではさまざまな順序データ間の距離 [21] の中で良好な実験結果を示したハミング距離を採用した。

1. $i, j \in C$ ($i \neq j$) に対して、

$$q_{ij}^{(L)} = (\text{クラブ } i, j \text{ を両方利用した回答者数})$$

$$q_{ij}^{(H)} = (\text{クラブ } i, j \text{ で順位が等しい小項目数})$$

とする。

2. $i \in C$ に対して、 $q_{ii}^{(L)} = q_{ii}^{(H)} = 0$ とする。
3. 行列 $\mathbf{Q}^{(L)}, \mathbf{Q}^{(H)}$ の各行の成分和が1になるように正規化する。

これらの行列の加重和を更新式 (4) で利用する。

$$\mathbf{Q} = (1 - \lambda) \cdot \mathbf{Q}^{(L)} + \lambda \cdot \mathbf{Q}^{(H)} \quad (5)$$

ただし、 $\lambda \in [0, 1]$ は行列 $\mathbf{Q}^{(H)}$ の重みを表すパラメータである。

回答者 $u \in U$ の嗜好ベクトル \mathbf{d}_u は、利用したことのあるクラブに1を、利用したことのないクラブには0を入力し、成分和が1になるように正規化する。

5.3 ランキング手法の性能検証

各回答者に対して以下の基準を用いてクラブのランキングを作成し、性能を比較する。

- 総合満足度 各クラブの総合満足度の平均値
- 特異値分解 評価値行列の特異値分解 [22, 23] による推定評価値
- 小項目相関 (現在利用しているクラブとの) 小項目満足度 (回答者の平均値) の相関係数
- アイテムランク (λ) 提案手法 (式 (4), (5))

ただし、回答者が利用したことのあるクラブに対する総合満足度に基づいて評価値行列を作成し、それらのクラブはランキングから除外した。

「現在利用しているクラブ」と「以前利用していたク

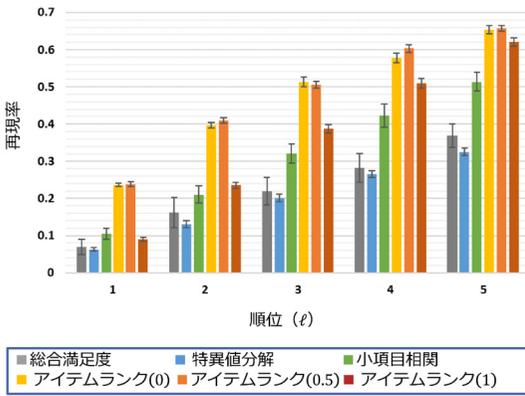


図5 各ランキング手法の再現率

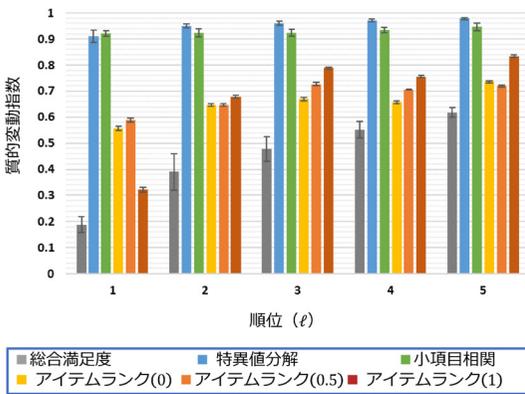


図6 各ランキング手法の質的変動指数 (式 (6))

クラブ」の両方が対象 16 クラブに含まれる回答者 647 人のデータを使用し、以下の指標を用いてランキング手法の性能を評価する。

再現率 回答者の「検討したクラブ」に対して、ランキング ℓ 位以内のクラブが占める割合。

質的変動指数

$$IQV(\ell) = \frac{|C|}{|C|-1} \left(1 - \sum_{c \in C} p_{\ell c}^2 \right) \quad (6)$$

ただし、 $p_{\ell c}$ はクラブ c が ℓ 位となるランキングの割合とする。

再現率が高いほど、回答者が検討したクラブの多くがランキングで上位となっており、推薦の正確性の観点から望ましい。また、あるクラブ c が全回答者へのランキングで共通して ℓ 位の場合に $IQV(\ell) = 0$ となり、多様性の低いランキングであるといえる。

各ランキング手法の再現率の結果を図 5 に、質的変動指数の結果を図 6 に示す。エラーバーはブートストラップ法による 95% 信頼区間を表す。図 5 より、アイテムランクはほかの手法よりも再現率が高いことがわ

かる。また図 6 より、アイテムランクの質的変動指数は多くの場合に 0.5 から 0.8 の間の値となり、適度な多様性を有しているといえる。特にパラメータ $\lambda = 0$ の場合に再現率が高く、 $\lambda = 1$ の場合に多様性が高い。総合満足度は再現率が低く、また全回答者共通の基準で順序付けされるため多様性も低い。特異値分解と小項目相関の質的変動指数は 0.9 を超えているが、再現率はアイテムランクに劣る。

以上の実験結果から、提案手法は回答者が実際に比較検討したクラブを上位に選出する優れた性能をもち、利用者の嗜好に合わせて多様なランキングを作成できることがわかる。したがって、提案手法を用いて利用者の閲覧履歴から次に検討すべきクラブをランキング形式で推薦することで、利用者の比較検討や意思決定を支援できると考える。

6. おわりに

本研究では、フィットネスクラブのアンケート調査データを利用して、信頼性指標による不適切回答者の除去、各クラブの特徴分析、クラブの利用者別ランキングの作成を行った。提案した信頼性指標を用いることで、回帰モデルの予測性能を維持したまま信頼性の低い回答者を除去することができた。また、レイティング集約を用いて各クラブの小項目満足度の順位を分析し、クラブの特徴を可視化する推薦マップを作成した。さらに、アイテムランクを利用してクラブの利用者別ランキングを作成し、推薦の正確性と多様性の両面から有効性を確認した。

フィットネスクラブ紹介サイトで利用者がクラブを比較検討する際には、一覧情報から気になるクラブを探し、そのクラブの詳細情報を調べ、自分に適したクラブであるとわかればそのクラブに決定し、自分に適したクラブではないとわかれば一覧情報に戻るという手順が想定される。このとき、一覧情報に加えて 4 節で作成した推薦マップを提示することで、利用者が各クラブの特徴を把握し、自分に適したクラブを選択するために役立つことができる。また、気になるクラブの詳細情報を調べた後に一覧情報に戻る利用者に対しては、5 節で提案したランキング手法を用いて閲覧履歴に基づく利用者別のランキングを提示することで、利用者は自分に適したクラブをより円滑に選択できると考えられる。

今後の課題として、回答者の特性を考慮してクラブを詳細に分析することや、アイテムランクの遷移確率行列を改良することが挙げられる。また、ほかのラン

キング手法 [12, 24–26] との性能の比較や, アンケートの特徴を活用した新しいランキング手法の開発についても検討したい.

謝辞 貴重なデータを提供していただいたデータ解析コンペティション関係者の皆様に御礼申し上げます. また大変有用なコメントをいただいた2名の査読者にも心より感謝申し上げます.

参考文献

- [1] 大隅慶明, “ICT 技術を使った健康増進,” 通信サイエティマガジン, **37**, pp. 12–17, 2016.
- [2] 菊賀信雅, 福島教照, 澤田亨, 松下宗洋, 丸藤祐子, 渡邊夏海, 橋本有子, 中田由夫, 井上茂, “フィットネスクラブ新規入会者の退会に関連する心理的要因—前向きコホート研究—,” 日本公衆衛生雑誌, **68**, pp. 230–240, 2021.
- [3] S. P. Mullen and D. E. Whaley, “Age, gender, and fitness club membership: Factors related to initial involvement and sustained participation,” *International Journal of Sport and Exercise Psychology*, **8**, pp. 24–35, 2010.
- [4] C. Gjestvang, F. Abrahamsen, T. Stensrud and L. A. H. Haakstad, “Motives and barriers to initiation and sustained exercise adherence in a fitness club setting: A one-year follow-up study,” *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, **30**, pp. 1796–1805, 2020.
- [5] C. Gonçalves, P. Meireles and M. J. Carvalho, “Consumer behaviour in fitness club: Study of the weekly frequency of use, expectations, satisfaction and retention,” *The Open Sports Sciences Journal*, **9**, pp. 62–70, 2016.
- [6] 中路恭平, “フィットネスクラブにおける会員の顧客満足と会員継続に関する縦断的事例分析,” 体育・スポーツ経営学研究, **20**, pp. 1–15, 2006.
- [7] M. R. Maniaci and R. D. Rogge, “Caring about carelessness: Participant inattention and its effects on research,” *Journal of Research in Personality*, **48**, pp. 61–83, 2014.
- [8] W. P. Zijlstra, L. A. van der Ark and K. Sijtsma, “Outliers in questionnaire data: Can they be detected and should they be removed?” *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, **36**, pp. 186–212, 2011.
- [9] D. Heerwegh and G. Loosveldt, “Face-to-face versus web surveying in a high-internet-coverage population: Differences in response quality,” *Public Opinion Quarterly*, **72**, pp. 836–846, 2008.
- [10] S. Brin and L. Page, “The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine,” *Computer Networks and ISDN Systems*, **30**, pp. 107–117, 1998.
- [11] A. N. Langville and C. D. Meyer, *Google’s PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings*, Princeton University Press, 2006. (岩野和生・黒川利明・黒川洋訳, 『Google PageRank の数理—最強検索エンジンのランキング手法を求めて—』, 共立出版, 2009.)
- [12] A. N. Langville and C. D. Meyer, *Who’s #1?: The Science of Rating and Ranking*, Princeton University Press, 2012. (岩野和生・中村英史・清水咲里訳, 『レイティング・ランキングの数理—No.1 は誰か?—』, 共立出版, 2015.)
- [13] M. Gori and A. Pucci, “ItemRank: A random-walk based scoring algorithm for recommender engines,” In *Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI’07)*, pp. 2766–2771, 2007.
- [14] H. Yildirim and M. S. Krishnamoorthy, “A random walk method for alleviating the sparsity problem in collaborative filtering,” In *Proceedings of the 2008 ACM Conference on Recommender Systems (RecSys’08)*, pp. 131–138, 2008.
- [15] C. C. Aggarwal, *Recommender Systems: The Textbook*, Springer, 2016.
- [16] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot and E. Duchesnay, “Scikit-learn: Machine learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, **12**, pp. 2825–2830, 2011.
- [17] H. Zou and T. Hastie, “Regularization and variable selection via the elastic net,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, **67**, pp. 301–320, 2005.
- [18] J. I. Marden, *Analyzing and Modeling Rank Data*, Chapman & Hall/CRC, 1996.
- [19] T. Kamishima and S. Akaho, “Efficient clustering for orders,” *Mining Complex Data*, D. A. Zighed, S. Tsumoto, Z. W. Ras and H. Hacid (eds.), Springer, pp. 261–279, 2009.
- [20] 萩生田伸子, 繁榎算男, “順序付きカテゴリカルデータへの因子分析の適用に関するいくつかの注意点,” 心理学研究, **67**, pp. 1–8, 1996.
- [21] 神鷹敏弘, “順序の距離と確率モデル,” データマイニングと統計数理研究会 (第 11 回), pp. 30–36, 2009.
- [22] Y. Koren, R. Bell and C. Volinsky, “Matrix factorization techniques for recommender systems,” *Computer*, **42**, pp. 30–37, 2009.
- [23] N. Hug, “Surprise: A Python library for recommender systems,” *Journal of Open Source Software*, **5**, p. 2174, 2020.
- [24] P. Berkhin, “A survey on PageRank computing,” *Internet Mathematics*, **2**, pp. 73–120, 2005.
- [25] T. Kamishima, H. Kazawa and S. Akaho, “A survey and empirical comparison of object ranking methods,” *Preference Learning*, J. Fürnkranz and E. Hüllermeier (eds.), Springer, pp. 181–201, 2010.
- [26] D. F. Gleich, “PageRank beyond the web,” *SIAM Review*, **57**, pp. 321–363, 2015.