

プロパティ交換法における学習課題とカードゲームの組み合わせに関する研究 -協調フィルタリングに基づく学習用ゲーム推薦システムの設計-

Pairing of Learning Tasks and Card Games using Property Exchange Method -Design of Computer-Based Learning Game Recommendation System based on Collaborative Filtering-

宋 爽^{*1}, 斎藤 一^{*2}, 向田 茂^{*2}, 隼田 尚彦^{*2}

Shuang SONG^{*1}, Hajime SAITO^{*2}, Shigeru MUKAIDA^{*2}, Naohiko HAYATA^{*2}

^{*1}北海道情報大学大学院 経営情報学研究科 経営情報学専攻

^{*1}Graduate School of Management and Information Science, Hokkaido Information University

^{*2}北海道情報大学 情報メディア学部

^{*2}Faculty of Information Media, Hokkaido Information University

Email: s1481107@do-johodai.ac.jp

あらまし：近年、学習用カードゲームが注目されており、プロパティ交換法を始めとするカードゲームを元にした学習用ゲームの作成法も幾つか論じられてきている。しかし、学習者の嗜好に合う学習用ゲームが作成できなければ、ゲームを学習に組み込む意味は薄れてしまう。本論文では、プロパティ交換法で作成された学習用ゲームの中から、学習者の嗜好に合う、学習課題とカードゲームの組合せを提示するために、協調フィルタリングを用いた推薦システムの設計について検討する。

キーワード：学習用カードゲーム、プロパティ交換法、協調フィルタリング

1.はじめに

近年、学習用カードゲームが注目されている。本研究の研究対象はカードを使って行うゲーム全般（トランプゲーム、トレーディングカードゲーム、カードを使うドイツゲーム等）とする。梅津らは学習用カードゲームを作成するために、プロパティ交換法⁽¹⁾を提唱した。プロパティ交換法は、演習問題の問題とカードの属性を交換し、同じルールの新しい学習用ゲームを作成する方法である。梅津らの論文では、プロパティ交換法を用いた学習用カードの作成システムの作成能力と難易度が検証されている。しかし、組合せによっては作られたゲームの面白さは減る可能性がある等の課題はまだ解決されていない。

本研究では、「カードゲーム」と「学習課題」の組み合わせと学習用ゲームの面白さの関係について考察した結果、1) 組み合わせが悪い場合、面白さが減る傾向あり、2) 似た特徴を持つ課題を交換すると、面白さは激減する可能性があるの結論を得た⁽²⁾。そして、組み合わせのパターンを考察するために、多重知能理論⁽³⁾に基づいた課題とゲームの特徴を評価する分類項目を提案した。提案した分類項目は、「言語・語学」、「論理・数字」、「視覚・空間」、「音楽・リズム」、「身体・運動」、「自然学」、「対人的」と「内省的」の8つの領域において、各領域の能力がどれだけ必要であるかを0（使わない）から5（使う）の数字で表すモデルである。2014年11月、12月に、北海道情報大学の学部生計26名に、分類モデルを使用して6種類のカードゲーム（神経衰弱、スピード、オノ99、ワードバスケット、ビックアイデア、ゴキ

ブリポーカー）と6種類の学習課題（四則計算、日本語検定の敬語、漢字、ITパスポートのストラテジ系、マネジメント系、テクノロジー系問題）の特徴を評価して貰うアンケートを実施した。図1はアンケートの回答結果の「平均値」である。提案した分類項目はゲーム毎の異なる特徴を表現することができた。しかし、1) 平均値による計算は不十分であり、個人への対応は難しい、2) ゲームと課題の難易度の表現に客観性が足りない等の問題がある。

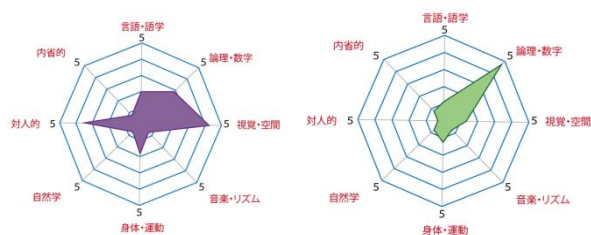


図1 神経衰弱（左）と四則計算（右）の特徴

本稿は、協調フィルタリング(Collaborative Filtering, 以下 CF)を用いて、ゲームと課題の特徴に「ユーザ嗜好」を加えて、分類項目の問題を対応できる学習用ゲーム推薦システムの設計を検討する。

2.推薦システム

2.1 協調フィルタリング

本研究では、CFに基づく基本的なアルゴリズムであるユーザ間CF(被推薦者と似た趣味を持つユーザが好むアイテムを探す)を使用する。被推薦者と他のユーザの趣味が似ているのかは「類似度」で表現する。類似度の計算手法としては、コサイン距離等

ベクトルの角度を計算に用いる場合は多い。本研究では、課題とゲームの特徴は既に明らかにしたが、ベクトルの長さの計算も必要であるため、ユークリッド距離を用いて類似度の計算を行う。

$$\text{sim}(x, y) = \exp \left(-\alpha \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \right) \quad (1)$$

式1は山下らが設計した単調減少関数⁽⁴⁾を用いて n 次元のベクトル x と y の類似度の計算式である。 $\text{sim}(x, y)$ の分散が大きくなるように、 $\alpha = 0.5$ に設定した。 $\text{sim}(x, y)$ の結果の範囲は $[0, 1]$ となる。

2.2 構成要素

本推薦システムは N^u 人のユーザ集合 $U = \{i | i = 1, 2, \dots, N^u\}$ に対して、 N^t 個の学習課題集合 $T = \{j | j = 1, 2, \dots, N^t\}$ と N^g 個のカードゲーム集合 $G = \{k | k = 1, 2, \dots, N^g\}$ の中から適切な組み合わせを推薦する。ユーザ i が分類項目を用いて評価した課題 j の特徴を課題特徴ベクトル $r_{i,j}^t = (r_{i,j}^{t, \text{言語}}, r_{i,j}^{t, \text{数字}}, r_{i,j}^{t, \text{視覚}}, r_{i,j}^{t, \text{聴覚}}, r_{i,j}^{t, \text{身体}}, r_{i,j}^{t, \text{自己}}, r_{i,j}^{t, \text{対人}}, r_{i,j}^{t, \text{内容}})$ 、ゲーム k の特徴をゲーム特徴ベクトル $r_{i,k}^g = (r_{i,k}^{g, \text{言語}}, r_{i,k}^{g, \text{数字}}, r_{i,k}^{g, \text{視覚}}, r_{i,k}^{g, \text{聴覚}}, r_{i,k}^{g, \text{身体}}, r_{i,k}^{g, \text{自己}}, r_{i,k}^{g, \text{対人}}, r_{i,k}^{g, \text{内容}})$ として表現する。ユーザ i の嗜好を嗜好ベクトル $u_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{i14})$ で表す。嗜好ベクトル u_i の各要素は嗜好アンケートの問題 (表 1) 回答に対応する。そして、類似度を計算のために設計した n 次元の課題 j とゲーム k の組み合わせ特徴ベクトル $v_{j,k}$ とユーザ i の組み合わせ嗜好ベクトル p_i が使われている。 $v_{j,k}$ と p_i は列毎比較できる意味を持つように作られている。全てのベクトルの各要素の範囲は $[-1, 1]$ とする。ユーザが学習用ゲームをプレイした後、その組み合わせの面白さについて評価を行う。ユーザ i による組み合わせ $j \times k$ の評価を格付け $S_{i,j,k}$ と呼ぶ。 $S_{i,j,k}$ の範囲は $[0, 1]$ とする。

表 1 嗜好アンケートの問題例

#	問題文
1	言語・語学領域に興味はあるか？
2	論理・数字領域に興味はあるか？
...	...
8	内省的領域に興味はあるか？
9	普段、カードゲームをプレイするか？
10	カードゲーム (全般) が好きか？
11	難しいカードゲームが好きか？
12	勉強が得意か？
13	勉強が好きか？
14	難しい問題が好きか？

表 1 は嗜好アンケートの問題の一部である。アンケートの回答は尺度 (0～5) で表す。

2.3 システムの流れ

本研究の推薦システムでは、新規ユーザに嗜好アンケートを回答して貰い、下記の手順に沿って、学習用カードゲームを推薦する。1) 勉強したい課題を指定して、それと合うゲームを検索する。あるいは、プレイしたいゲームを指定して、それと合う課題を検索する。2) 指定された課題とシステム内のゲーム、あるいは、指定されたゲームとシステム内の課題の組み合わせの推薦度予測値を計算して、予測値順で組み合わせを提示する。3) ゲームをプレイされて、面白さの格付けを行って貰う。

2.4 推薦度予測値

被推薦者 a のための課題 b とゲーム c の組み合わせの推薦度予測値を $\hat{S}_{a,b,c}$ とする。

$$\hat{S}_{a,b,c} = \beta \hat{S}_{user} + (1 - \beta) \text{sim}(p_a, v_{b,c})$$

$$\text{where } \hat{S}_{user} = \frac{\sum_{i \in U_{b,c}} \text{sim}(p_a, p_i) \times S_{i,b,c}}{\sum_{i \in U_{b,c}} \text{sim}(p_a, p_i)} \quad (2)$$

式 2 では、 $U_{b,c}$ は組み合わせ $b \times c$ に格付けをしたユーザ集合を指す。 $\hat{S}_{user}$ はユーザ間 CF による計算された予測値の結果である。システム初期はデータ量が不足であるため、ユーザ間 CF のみによる予測値の計算の有効性は限られている。それを補うため、ユーザの組み合わせ嗜好ベクトルと組み合わせの特徴ベクトルの類似度 $\text{sim}(p_a, v_{b,c})$ を予測値の計算に入れた。尚、推薦度の計算に使われた定数 β の値は 0.5 とする。

3. まとめ

本稿では、ユーザの趣味に合う課題とゲームの組み合わせを提示するための学習用カードゲーム推薦システムを設計した。今後の課題は、1) 組み合わせ特徴ベクトルと組み合わせ嗜好ベクトルの計算方法、2) ユーザ間 CF 以外のアルゴリズムの検討である。

参考文献

- (1) 梅津孝信, 東卓弥, 平嶋宗, 竹内章: “学習用カードゲームのオーサリングシステムの開発と実験評価”, 教育システム情報学誌, Vol. 30, No. 2, pp.148-159 (2013)
- (2) 宋爽, 斎藤一, 隼田尚彦, 向田茂, 安田光孝: “学習用カードゲーム作成のための学習課題の分類と考察”, 教育システム情報学会 第 39 回全国大会, pp.293-294(2014)
- (3) Gardner, H.: “Intelligence Reframed: Multiple Intelligences for the 21st Century”, Basic Books (2001)
- (4) 山下晃弘, 川村秀憲, 飯塚博幸, 大内東: “推薦と格付けの相互作用に基づく推薦アルゴリズムの性能評価”, 情報処理学会論文誌, Vol.2, No.2, pp.47-57(2009)