

経験的価値の分類に基づくゲーム推薦システム

中谷 知博[†] 星野 准一[†]

[†]筑波大学大学院 システム情報工学研究科

あらまし 近年、ゲーム市場の拡大により数多くのゲームが開発・発売されている。ユーザーのニーズの多様化に伴いそれに合ったゲームが開発されることにより、自分に合ったゲームを見つけることが難しくなりつつある。このために多くの個人向け電子商取引のウェブサイトでは推薦システムが導入されている。しかし、従来の推薦システムは、ゲームの重要な要素である経験的な価値を考慮していない。我々はカスタマーレビューからのゲームプレイ体験の抽出と、それを用いた推薦システムを提案する。我々のシステムはマーケティング分野で用いられる経験価値に基づいてテキストマイニングでゲームの分類を行い、個々のユーザーの経験に適するゲームを推薦する。これによって、従来の推薦とは異なるユーザーの主観的な価値に基づく推薦が可能になった。本研究では、ゲームにおける経験的価値のモデル化を行い、可視化インターフェースを備えた実験的なシステムを作成した。

A Game Recommendation System Based on Classification of Experiential Value

Tomohiro NAKATANI[†] Junichi HOSHINO[†]

[†] System & Information Engineering, University of Tsukuba

Abstract Recently, a great number of games have been developed and released into the growing game market. It is difficult for users to decide the games that they want to play because of the wide variety of games available. For this reason, recommendation systems have been used in many electronic commerce (EC) sites to help people determine what they wish to buy. The recommendation systems used in EC sites use shopping lists and/or user behavior to classify games to be recommended. However, the systems do not consider user experience, even though it is an important factor in how users evaluate games. We present a recommendation system by retrieving user experience from customer reviews of games. Our system classifies games based on the experiential value and recommends games that fit each user and broaden his/her experience.

1. はじめに

ゲーム開発においてユーザーの意見を反映したコンテンツを作成するのは重要である。ユーザーの多様化に伴い、ゲーム自体も多様化しており開発の段階でユーザー層を絞って作成されることも少なくない。このようなゲームでは、多くの人にとって楽しいと感じるゲームであっても、あるユーザーには期待はずれとなることもある。このためにAmazon.comのようなECサイトでは、個々のユーザーに合わせたゲームを推薦する『推薦システム』が導入されている。この推薦システムでは、ユーザーの購入履歴やウェブページの遷移などのクリックストリームからゲームを推薦している。多くの推薦システムでは協調フィルタリングと呼ばれる情報フィルタリングが用いられる。協調フィルタリングに基づく推薦システムでは同じグループに属する他者の購入履歴などの情報からユーザーの嗜好を予測する。しかし、協調フィルタリングではユーザー同士の類似性に重点が置かれるために、ユ

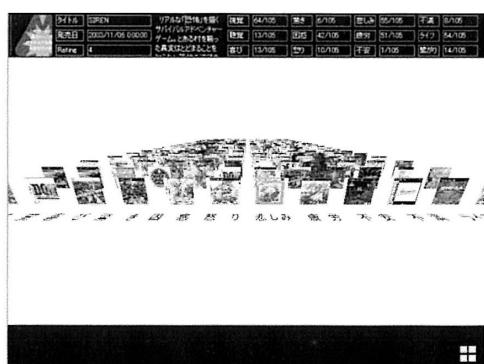


図1. 推薦結果の可視化

ーザの多様化するとグループを細かく分ける必要が生じる。この為に、ゲームコンテンツに対する細かい好みを考慮した推薦を行うことは難しい。加えて、推薦の根拠が他者の購入履歴などに拠るためにゲーム同士の類似性を具体的に得ることは

原理上難しい。一方で推薦システムの研究では、内容ベースフィルタリングに基づく推薦システムが多く提案されてきた。これは推薦対象の内容の特徴を分析することで推薦を行う。この方法は本やニュース記事を推薦する場合には有効である⁽¹⁾。本やニュース記事といった対象はテキスト情報と画像から構成されることが多いために有効な特徴量を抽出することが比較的容易である⁽²⁾。しかしながら、ゲームのようなマルチメディアコンテンツでは、特徴量を抽出することは困難である。

一方で掲示板やウェブログに書かれたユーザーの意見である評判情報（reputation）を自動的に分析する研究が進められている⁽³⁾⁻⁽⁴⁾。これらの研究では意見を肯定・否定に分類することに焦点が当てられている。しかし、商品の価値は単に意見の肯定・否定によって決まるものではない。商品の価値はその物としての特徴や評価によってのみ決まるのではなく、その商品を買った人の経験によって得られる価値（経験価値）が重要となる⁽⁵⁾。我々はユーザーにとってのゲームの価値は経験価値に基づいてゲームを分析することによって得られると考えた。

本稿では、経験的価値の分類に基づくゲーム推薦システムを提案する。従来の推薦システムには考慮されていない経験価値を用いて推薦を行うことで、個々のユーザーの経験に基づく好みに合い、ユーザーの経験を広げるような推薦が可能になる。本稿ではまず経験価値に基づきゲームを分析する必要があるため、我々はゲームプレイの経験を記した評判情報から経験を抽出した。その後、抽出した経験を用いて個々のユーザーに対して推薦結果を生成し、図1のように可視化を行った。以降、2章では関連研究の紹介を行い、3章ではゲームの経験的価値のモデル化について述べ、4章では本推薦システムの概要について説明する。5章では経験の抽出法について具体的な説明を行い、6章で実験結果と考察を行った。最後にまとめと今後の課題を述べた。

2. 関連研究

多くのECサイトで推薦システムが実用化されており、また継続して研究が行われている。代表的な推薦システムとしてShopBot, BargainFinder⁽⁶⁾が挙げられる。これらのシステムではユーザーが値段や商品の特徴を比較するのを手助けする。我々のシステムは商品の分類に経験的価値を用いる点でこれらのシステムとは異なっている。Fab⁽⁷⁾はウェブページを収集し、協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングを用いてユーザーが望むページを提示する。Fabや類似の方法ではウェブペ

ージやニュースのような文字コンテンツでは適応可能だが、動画やゲームでは適応するのが困難である。河合ら⁽¹⁾はニュース記事の印象という分類基準を導入することで、ユーザーが共感しやすい記事を優先的に提示するシステムを提案した。感情的要素を推薦基準にする点で本研究と似ているが、本研究ではゲームを対象とする点と、対象の価値を測定する手段として感情的要素を用いる点で異なる。

また立石ら⁽⁴⁾はウェブページからユーザーの主観的な評価を抽出する方法を提案した。みんなの評判⁽⁸⁾は評判情報から評価を抽出することで、そのアイテムに対する肯定的な割合を示すことで理解を促すシステムである。これらは、カスタマーレビューやその他のウェブリソースから商品の良し悪しを判断するが、ユーザーの経験ではなく特性の良い評判や悪い評判に基づいている。また、文章中から主観的な意見が記述された文を判定し抽出する研究⁽⁹⁾も行われているが、やはり経験という観点からは不足している。

本稿のように、ユーザーの経験を獲得、分析することでおよびに利用しようという試みは近年急速に広がっている。倉島ら⁽¹⁰⁾はブログに記述された人間の経験を抽出し、構造化、知識化を行っている。しかし、彼らは経験を状況・行動・主観（評価と感情）に分類して、感情を経験の成功／失敗の判定に用いている。この研究ではユーザーの経験の一部を利用したシステムであるが、エンタテインメントコンテンツに対するユーザーの経験という観点では不足している。

3. ゲームの経験的価値モデル

ゲームを他人へ薦めるときには、その内容でどのような体験が出来るかを伝えることが重要になる。これはゲームを選ぶ際は、コンピュータのようにスペックの比較で決めるのは難しく、そのコンテンツによって何が得られるかを考えて決める為である。これは、ゲームを選ぶときに、公式サイトに載せられているような仕様（スペック）と平行して、ゲームの経験を表すレビューサイトの個人の感想を参考が多いことに示されている。従来の推薦システムではこのようなゲームによる経験は考慮されていなかった。

マーケティング分野では経験的価値が近年重要視されている^{(4), (11)-(13)}。これによれば、これによれば、商品の価値はその特性のみによって決まるのではなく、経験価値（商品の購入者が利用した経験によって得られる価値）が重要であるとしている。経験価値では個人の経験をSENSE（感覚的知覚）、THINK（創造的思考）、ACT（身体性），

RELATE（社会性）に分類している。SENSEは五感的刺激によって得られる。これは、直接的な刺激のみを扱うものとし、刺激を伴う場合でも思考を伴うような経験は他の分類で扱う。FEELは感情の移入によって得られる。これは理性によって制御できない領域である衝動的な感情を扱う。THINKはあるものに対して興味をそそる状態になり、その後の展開について創造的思考を行うときに行われる。これは、ポジティブな驚きによって引き起こされる。ACTは他者との接触が生じたときや、生理的な欲求、さらにはライフスタイルの変化によって得られる。これは身体を起点とする様々な経験を扱う。RELATEでは他者との繋がりを求める欲求を満たすことや、単に所属することによる安心によって得られる。

我々はユーザのゲームの経験を取得するために、このマーケティング分野の経験価値の考え方を参考にした。ゲームプレイの経験を図2に示す。我々はゲームに経験的価値を基に求められた経験値が付随されているもとして、ユーザがゲームをしたときには、その経験値がゲームからユーザに移動する。言い換えば、ユーザはゲームによって経験を得ることになる。経験値はユーザに蓄積されている。この経験値を導入することによって、曖昧な経験という概念を数値に置き換えることが可能になり、推薦に用いる事が可能になる。次章ではどのようにして経験値をゲームに付加するかを述べる。

4. システム概要

我々のシステムは経験的価値に基づいており、経験値によってゲームの推薦を行う。図3に我々のシステムの使用シナリオを示す。まず、ユーザは“プレイした中で最も良かったゲームは何ですか？”のような質問に答える。次に挙げられたゲームを基にユーザプロファイルを作成する。このユーザプロファイルは“感情的な要素の多いゲームを好む”といったユーザの経験に対する好みが格納されている。さらにシステムはユーザプロファイルとカスタマーレビューから事前に作成されたゲームの経験値と比較する。図4にカスタマーレビューからの経験値獲得のプロセスについて示す。我々のシステムでは経験値の獲得にカスタマーレビューを用いた。これはカスタマーレビューではユーザが自身の経験を記していると考えるからである。カスタマーレビューには“画像がとても汚い”などの主観的評価や“何度も泣いてしまった”などの感情的なセンテンスが含まれる。これらの文章はゲームの経験的価値を表していると考えられる。我々のシステムはこのような文章を

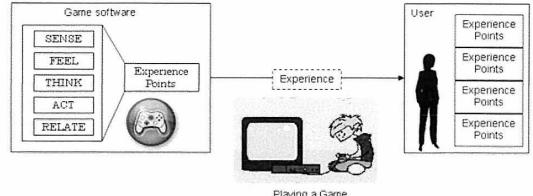


図2. ゲームプレイの経験

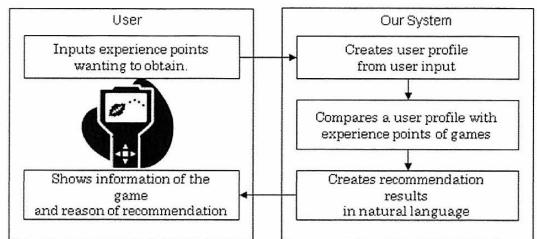


図3. システムの使用シナリオ

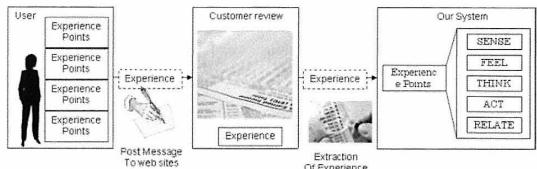


図4. レビューからの経験値獲得

分析することによってユーザのゲームによる経験を得る。推薦結果は先ほどのプロファイルとゲームの経験値との比較によって決められる。最後にこの推薦結果をユーザに分かりやすく表示する。

我々はこのシナリオを実現するためにシステムの構築を行った。システム概要を図5に示す。システムではECサイトからゲームのカスタマーレビューを収集し、経験とは関係のないレビューの削除などのノイズの除去を行う。次にレビューの分析を行い、経験値DBに格納する。各経験値の具体的な抽出手法に関しては次章で述べる。経験値はユーザプロファイルとの類似度比較を行い、結果を分析することで推薦するゲームを決定する。最終的にユーザには推薦するゲームの情報を見た目で分かりやすく示す必要がある。これは単に推薦結果をランキングで示すのみでは信頼性が低く、推薦の説得力が弱くなるためである。

5. 推薦アルゴリズム

現在多くのECサイトでは、ゲームユーザによるレビューを提供している。我々のシステムではこれらの文章を解析することで経験の抽出を行う。以降、SENSE、FEEL、THINK、ACT、RELATEの抽出法について述べる。

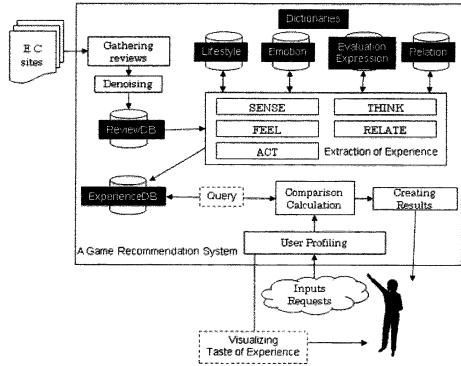


図 5. システム概要

5.1. ノイズ除去と形態素解析

EC サイトから取得したレビューはいくつかのノイズを含んでいる。例えば、我々はゲームにプレイしたあとの経験を抽出したいので、ゲームの発売前のカスタマーレビューはノイズだと考え削除した。さらに、システムは改行や段落などのタグを解釈してレビュー DB に格納した。そして、経験値の抽出前にレビューに含まれる文章を形態素ごとに分割した。

5.2. 経験抽出法

5.2.1. SENSE 抽出 SENSE は五感の刺激に対するユーザの評価によって表される。システムでは評価表現辞書を用いてレビューの文章とマッチングを行うことで抽出する。立石ら⁽⁴⁾はユーザが入力した商品名と評価表現を近傍演算する方法によって Web ページから意見の抽出を行った。立石らは商品カテゴリごとに評価表現辞書を用意したが、我々は五感それぞれについて評価表現が異なることに着目し、それぞれについて辞書を用意した。この評価表現辞書の例を表 1 に示す。この辞書では五感に共通する“良い”や“好き”といった表現がある一方で、共通には存在せず視覚に存在する“綺麗”や“寂しい”などの表現がある。評価表現辞書と“映像”や“音楽”などのゲームにおいて五感に影響を与える要素を登録した五感語辞書と近傍計算することで、五感に対する主観的評価として抽出する。また、立石らは近傍演算に語の数を用いたが、我々は動詞、形容詞、副詞、名詞と名詞が含まれることの多い未知語の形態素数を用いる事で意味の塊ごとに評価表現を含む文章として抽出した。この文章に対して“句点、感嘆符、疑問符で評価を表す文章が終了する”などのルールを適応することで、評価とは関係ない文章を排除する。また、本稿の対象とするゲームでは視覚・聴覚による SENSE が重要であると考えられるので、この 2 点に絞り経験の抽出を行った。我々は約 1 0 0 0 のカスタマーレビューと

表 1. 評価表現語例

Sense	Evaluation Expression
Common	good, like, cool, nice, bad, wrong, poor
Sight	beautiful, artistic, unsightly, uncouth
Hearing	beautiful, cracking, pure, sweet
Taste	delicious, juicy, tasteless, plain, distasteful
Smell	spicy, ranky, strong, scented
Touch	shiny, painful, smooth

表 2. 感情語例

Feel	Emotional Words
Delight	delight, happy, satisfied, comfortable
Surprise	surprise, impact, excited, amazing
Confused	torment, agonizing, discouraged, fuss
Angry	anger, irate, huffed, irritated, resent
Sad	tear, cry, sad, lament, wistfully, weep
Tired	tired, plutt, weary, arduous, hard
Uncomfortable	worrying, fear, lonely, anxious, uncomfortable
Dissatisfied	dissatisfied, regret, unenjoyable

表 3. ライフスタイルを表す語例

Act	Noun of Lifestyle
Lifestyle	lifestyle, livelihood, life, habit, life plan

表 4. 他者を表現する語例

Relate	Noun of Others
Others	parents, sister, uncle, cousin, child, boyfriend

日本語のシソーラスから手動で辞書を作成した。

5.2.2. FEEL 抽出 FEEL は、感情を表す語句によって表される。感情を表す言葉から作成した感情語辞書を用いてユーザの情動の発露を示す表現を抽出する。本システムでは感情語を、福原ら⁽¹⁴⁾、倉島ら⁽¹⁵⁾の研究に基づき、喜び、驚き、困惑、怒り、悲しみ、疲労、不安、不満の 8 カテゴリに分類した。この感情語辞書の例を表 2 に示す。五感評価表現辞書と同様にレビュー群とシソーラスから人手で作成した。倉島らは感情によってその経験が成功だったか、失敗だったかを判定しているが、我々は感情的な要素が必ずしも、成功／失敗に関わるとは考えないために、単純に感情語の抽出に留めた。

5.2.3. THINK 抽出 THINK はゲームによる創造的思考によって得られる。我々はゲームをプレイした後にレビューを書くことが THINK に当たると考えた。従って、各ユーザの THINK がレビューの文字数によって表されると思った。よって、あるゲームの THINK はそのゲームについて書かれたレビューの平均文字数で表される。ユーザがゲームによって創造的思考を刺激されたならば、より多くのレビューを残すだろうと考える。

5.2.3. ACT 抽出 ACT には、大きく区分して 3 つの経験が含まれる。1 つ目は身体的な経験であ

表 5. SENSE の検出率

SENSE	Manual	Detect	Correct	Precision	Recall
Sight	225	235	190	80.85%	84.44%
Hearing	165	192	152	79.19%	92.12%

る。これは単に SENSE の触覚の刺激による経験とは異なり、生理的嫌悪や癖のようなより高次な経験である。2つ目はライフスタイルの変化による経験。3つ目は他者との身体的接触による経験である。これらの中でゲームにおいてはライフスタイルの変化が重要であると考え抽出を試みた。ライフスタイルを表す名詞を用いてライフスタイル辞書を生成し、レビュー群から抽出を行った。ライフスタイル辞書を表3に示す。ライフスタイル辞書もレビュー群とシソーラスを用いて人手で作成した。

5.2.3. RELATE 抽出 RELATE は社会的な接触によって得られる。ゲームにおける社会的接触はゲームを通しての他者との繋りであると考えられる。よって、我々のシステムでは辞書を用いて

“友人”や“両親”などの他人を表す語を抽出し、前後の接続関係を確認することで RELATE として取り出す。結果的に、ユーザと他のユーザとの関係の強さが得られる。表4に他者を表す語の例を示す。

5.3. 経験値への変換

抽出した要素に処理を加えることで経験値として格納する。全ての要素に対し、母集団となったレビューに含まれる動詞、形容詞、副詞、名詞と未知語を合わせた形態素数で割ることで、レビューの分量による不均一を解消した。以上の処理をゲームごとに行うことで経験的な価値の抽出をする実験を行った。

5.4. 推薦結果生成と可視化

ゲームから求められた経験値とユーザプロファイルで類似度を計算することで推薦するアイテムを決定する。本システムではマハラノビス距離を用いて計算を試みた。マハラノビス距離を用いる事で各経験の属性ごとの分散を考慮した推薦が可能になる為に、属性ごとの偏りを減らすことができる。このようにマハラノビス距離によって推薦のランキングを生成した。

また、生成された推薦結果を自分（ユーザプロファイル）の周りに三次元的に配置することで推薦されたゲームを経験の属性ごとに見渡すことが可能になった。図1に可視化結果を示す。この可視化ではより目立つオブジェクトほど、強く推薦

するアイテムとなっている。例えば、自分に近いオブジェクトほどユーザプロファイルとの類似度が大きくなっている。

6. 実験と考察

6.1. 実験

我々の手法を用いてカスタマーレビューからユーザの経験を抽出した。我々はゲームに対するカスタマーレビューを Amazon.com から獲得し、経験値を抽出した。まず、703のレビューにから、五感に対する評価を表している部分を手作業で抜き出した。これとシステムによる抽出結果を比較した。この比較実験で我々は適合率と再現率を求めた。適合率はシステムで抽出した結果を手作業で正誤を確認した正解率であり、再現率はレビュー中から人手で抜き出した結果のどの程度がシステムによって抽出されているかを示すものである。表5に SENSE の適合率と再現率を示し、さらに表6に FEEL の再現率を示す。

また、ゲームによって経験値の差が表れるかどうかを調査する必要がある。このために10のゲームを対象に経験値を抽出した結果を示す（図6から図10）。加えて、我々は約500のゲームを分析し経験値を抽出した。次節以降で本システムによる推薦例を示す。

6.2. 考察

6.2.1. 検出率 表5から視覚の適合率が80.85%、再現率が84.44%、聴覚の適合率が79.19%、再現率が92.12%であった。これらの結果から SENSE に関してはおむね高い検出率であったといえる。ただし、主な誤検出の原因は“RPG とは映像の美しさだけではないはず”などのゲーム自体と関係の無いレビューから抽出した場合が多くかった。

一方、表6に示される FEEL の各カテゴリでの再現率を調べたら、Delight で 87.71%、Surprise で 73.33%、Confused で 41.94%、Angry で 86.96%、Sad で 94.47%、Tired で 80.77%、Uncomfortable で 61.90%、Dissatisfied で 79.85% となった。これらの結果から FEEL の再現率は感情によってばらつきがあることが分かった。Delight, Surprise, Angry, Sad, Tired と Dissatisfied は比較的高い再現率が示された。これとは対照的に Confused と Uncomfortable は再現率が低かった。この原因の1つとして、Confused や Uncomfortable といった感情は他の感情と比べてゲームのプレイで表れにく

表 6. FEEL の検出率

	Delight	Surprise	Confused	Angry	Sad	Tired	Uncomfortable	Dissatisfied
Detect	293	45	31	23	235	52	21	139
Correct	257	33	13	20	222	42	13	111

いと考えられる。その結果多くの検出ミスが発生したものだと考えられる。

6.2.2. ゲームの比較と考察 我々は実験で主要な 10 タイトルについて比較した(表 7)。図 6 は SENSE によってゲームを比較した結果である。これはゲームによる感覚的刺激に対するユーザの評価を示す。例えば、*Final Fantasy X* や *Ace Combat 6* では他の作品に比べて視覚のスコアが高くなっている。これは映像的な評価が高いこれらの作品の特徴を表しているといえる。さらに、リズムゲームである *Osu! Tatakae! Ouendan* や音楽に対する評価が高い *Tales of Legendia* では聴覚で高いスコアを示している。我々は SENSE で高いスコアを示す作品は良い感覚的な経験であったと考える。

図 7 は FEEL によってゲームを比較した結果である。ゲームをプレイすることによって引き起こされる感情を示す。例えば、深い物語性を持つ *Final Fantasy X* では Sad で高いスコアを示している。これはユーザがゲームをプレイすることで悲しい気持ちになったことを示している。またホラーゲームとして有名な *Resident Evil 4* やサスペンスホラーのサウンドノベルである *Kamaitachi no Yoru X3* では Uncomfortable (Uncomfortable は恐怖を含む) で高いスコアを示した。これは、これらのゲームをプレイしたことによってユーザが不快になったことを示している。我々は FEEL で高いスコアを示したゲームではより大きな情動の経験が得られたことを示している。

図 8 は THINK によってゲームを比較した結果である。比較したゲームの中では大きな違いが見られなかった。理由の 1 つとしてレビューの文字数は投稿する際の最大文字数に大きく依存することが考えられる。また、カスタマーレビューが他人への紹介という一面を持っているために、創造的思考という経験とは大きく異なる結果が抽出されてしまったのではないかと思われる。この問題のために THINK を抽出するためには自由な表現が許されているウェブログなどから行う必要があるのではないかと考えられる。これは将来への重大な課題の 1 つである。

図 9 は ACT によってゲームを比較した結果である。ゲームをプレイすることによってユーザのライフスタイルに影響を与えたかを示す。例えば、*Wii Fit* や *Brain Age* では他の作品より高いスコアを示した。これは、健康維持や脳の老化防止のような生活の質を向上させるといったこれらのゲームの特徴を示している。また、ユーザの生活に悪影響を与えると言われている *Monster Hunter 2nd G* でも高いスコアを示した。

図 10 は RELATE によってゲームを比較した結

表 7. 比較した 10 タイトル

Compared Titles
Final Fantasy X
Tales of Legendia
Wii Fit
Ace Combat 6
Kamaitachi no Yoru X3
Resident Evil 4
Monster Hunter 2nd G
Katamari Damacy
Osu! Tatakae! Ouendan
Brain Age

果である。これは、ゲームをプレイすることで他人と関わりを持ったかを示す。例えば、赤外線通信で協力プレイが可能な *Monster Hunter 2nd G* では高いスコアを示した。また、*Brain Age* でも高いスコアを示した。これは *Brain Age* が他人と話すきっかけとして役立っていることを示している。

6.2.3. 推薦結果と可視化

ここまで述べてきた通り、経験値は経験の特徴を示している。従って、我々は経験値に基づいてゲームの分類が可能である。我々のシステムは経験値から推薦を行った。以下にいくつかの例を挙げる。

入力 :

Final Fantasy X

経験の特徴 :

視覚と聴覚で高いスコアを示した。また、Sad で高いスコアを示した。

出力 :

- ・ゼノサーダ エピソードIII
- ・ファイナルファンタジーIX
- ・シャドウハーツ 2
- ・大神

考察 :

推薦結果は映像と音楽に定評があり、さらに物語性が高く、全体的に評価高く比較的万人受けする作品が選ばれている。

入力 :

Wii Fit

経験の特徴 :

ACT で高いスコアを示した。

出力 :

- ・Grand Theft Auto III
- ・ことばのパズル もじぴったん DS

・脳を鍛える大人の DS トレーニング

考察 :

推薦結果を見ると、もじびったん DS や脳を鍛える大人の DS トレーニングではライフスタイルの改善に一定の効果があるゲームであると思われるゲームが推薦されている。しかし、あまり ACT の経験とは関係ないと思われる Grand Theft Auto III も推薦されており、精度に問題があると思われる。

入力 :

Monster Hunter 2nd G and Katamari Damacy

経験の特徴 :

RELATE や聴覚で高いスコアを示した。

出力 :

- ・ドラゴンクエスト&ファイナルファンタジー in いただきストリート
- ・テイルズオブエターニア
- ・シャドウハーツ

考察 :

推薦結果は 2 種類の傾向のゲームが表れた。ドラゴンクエスト&ファイナルファンタジー in いただきストリートのように、パーティーゲームで多くの人が楽しめるものと、聴覚的な評価が高い RPG のゲームである。

7.まとめと今後の課題

本稿では経験的価値を用いた推薦システムについて述べた。本システムは従来の推薦システムでは難しいゲームの内容に基づく推薦を行う為に、カスタマーレビューから経験的価値を抽出し、それを用いて推薦結果を生成した。カスタマーレビューからの経験的価値の抽出に関しては辞書を用いてテキストマイニングを行うことで、ゲームの経験を量量化し、経験値へと変換した。抽出の精度に関しては適合率と再現率について確認し、SENSE では十分な精度を確認したが、FEEL では一部不十分な結果を示した。また、抽出した経験値からマハラノビス距離を用いてユーザプロファイルと類似度計算を行い、推薦結果を生成した。推薦結果では、従来の推薦法とは大きく異なる経験に基づく推薦結果が示され、ゲームのコンテンツの違いによってゲームを選ぶことが可能になった。

今後は抽出精度の向上と共に、経験価値に用いる経験の属性 (THINK など) の見直しを行う必要がある。また、推薦されたゲームがユーザの経験に合致するかを調査するために、推薦されたゲー

ムを実際にプレイしてもらうことで従来の推薦システムとどちらが満足度の向上に効果があったかを調べる必要があると考えている。

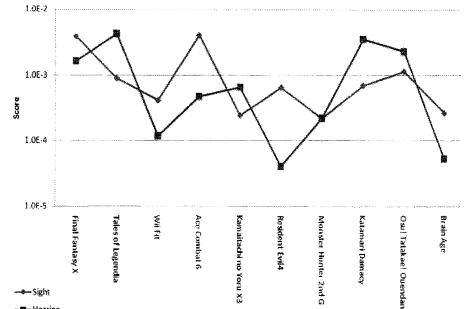


図 6. SENSE による比較

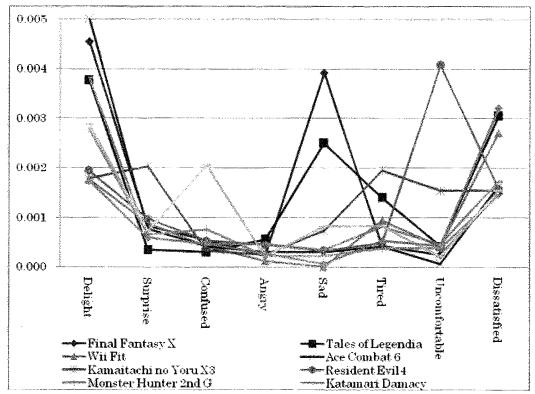


図 7. FEEL による比較

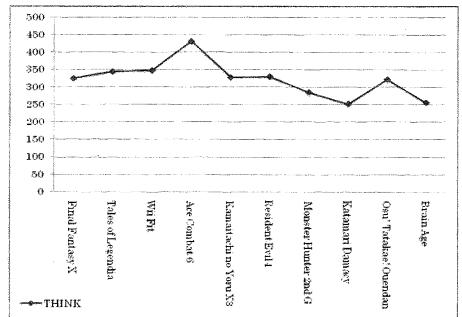


図 8. THINK による比較

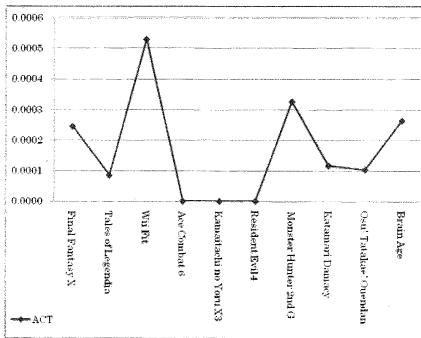


図 9 . ACT による比較

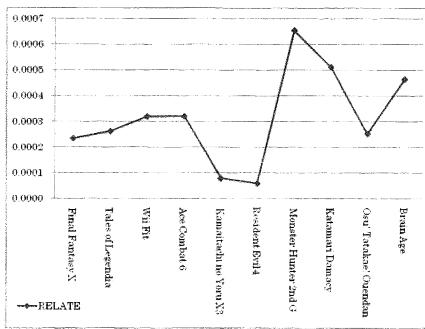


図 10 . RELATE による比較

文 献

- (1) Yukiko Kawai, Tadahiko Kumamoto, and Katsumi Tanaka. User preference modeling based on interest and impressions for news portal site systems. In DEXA, pages 549–559, 2006.
- (2) William K. Pratt and James E. Adams, Jr. Digital Image Processing. 4th Edition, J. Electron. Imaging (2007).
- (3) Daisuke Kitayama and Kazutoshi Sumiya. A Blog Search Method Using News Video Scene Order. Journal of IPSJ, Japan, pages 15–28, Vol.48, 2007.
- (4) Kenji Tateishi, Yoshihide Ishiguro, and Toshikazu Fukushima. Opinion Information Retrieval from the Internet. IEICE technical report, pages 75-82, 2001.
- (5) Bernd H. Schmitt. Experiential Marketing. The Free Press (1999).
- (6) Robert B. Doorenbos, Oren Etzioni, and Daniel S. Weld, A Scalable Comparison-Shopping Agent for the World-Wide Web. Proceedings of the

First International Conference on Autonomous Agents, Agents97, pages 39-48 (1997).

- (7) Marko Balabanovic and Yoav Shoham. Content-based collaborative recommendation. Communications of the ACM, Vol. 40, No. 3, pages 66-72 (1997).
- (8) BIGLOBE Minnano Hyoban. <http://hyoban.biglobe.ne.jp/>.
- (9) J. M. Wiebe. Learning Subjectives Adjectives from Corpora. In Proceedings of the 17th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2000).
- (10) Takeshi Kurashima, Ko Fujimura, and Hidenori Okuda. Mining Experiences from Large-scale Blog Entries. DEWS2008 A1-4(2008).
- (11) B. Joseph Pine and James H. Gilmore. The Experience Economy, Harvard Business School Press (1999).
- (12) David B. Wolfe. Ageless Marketing: strategies for reaching the hearts & minds of the new customer majority. Chicago, Illinois: Dearborn Trade Publishing (2003).
- (13) Max Lenderman. Experience the Message: How Experiential Marketing is Changing the Brand World, Basic Books (2005).
- (14) Tomohiro Fukuhara, Toshihiro Murayama, and Toyaki Nishida. Analyzing concerns of people using Weblog articles and real world temporal data. WWW2005 2nd Annual Workshop on the Weblogging Ecosystem: Aggregation, Analysis and Dynamics (2005).