

# 時系列を考慮したKeyGraphによる MMOG データの特徴抽出

秦 克世志<sup>†</sup>, Ruck Thawonmas<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 立命館大学大学院理工学研究科

視覚化ツール KeyGraph を応用して多人数オンラインゲーム (MMOG) ログデータからプレイヤーの特徴を抽出する。しかし、KeyGraph が対象とするテキストと MMOG ログデータでは異なる性質がみられるので、次のような改良を加える。行動のつながりの強さを意味する共起度を決定する範囲をログ内のプレイヤー一人の行動すべてから行動の周辺に縮め、すべての行動に対して共起度をジャックカード係数でとる。これまでは 1 人の行動の最初から最後までを共起の範囲としてきたが、これにより行動した時間が離れている場合は共起していない事になる。いくつかの共起範囲で実行し、結果の違いを考察した。

## Extracting Characteristics of MMOG Players with KeyGraph Considering Time Series

Katsuyoshi Hata<sup>†</sup> Ruck Thawonmas<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

We aim at extraction of player characteristics from MMOG logs with a visualization tool called "KeyGraph". In this paper, we add the following improvement because the characteristics of MMOG data and those of text data, which KeyGraph originally targeted, differ. The added improvement is that of narrowing down the range for deciding the co-occurrence level between an action of interest and another action, i.e., the strength of the connection between them, from a whole action sequence of each player to a circumference subsequence including the action of interest. The Jaccard coefficient is then used for calculation of co-occurrence. As a result, although actions appear in a same action sequence, their co-occurrence level will be low if they are apart from each other. We show and compare results for different co-occurrence ranges.

### 1 はじめに

1997年に誕生したウルティマオンラインの成功に始まって MMOG の市場は急速な広がりを見せている。<sup>1)</sup> これらのゲーム会社にとっては、新たなプレイヤー獲得だけでなく現在プレイしているユーザーの囲い込みも必要である。また MMOG のビジネスモデルの特性上<sup>2)</sup>、既存のユーザをできる限りそのゲームからとどめるようにしなければならない。プレイヤーの動向や傾向など有益な情報を得ることができたら、新たなコンテンツのヒントになったり、次の経営判断の支援ができるであろう。このためのツールのひとつとして、KeyGraph<sup>3)</sup> を用いて抽出した特徴を可視化し、人の目で判断しや

すくわかりやすい抽出結果を提供することを考え、様々なアプローチで研究を行ってきた。<sup>4) 5) 6) 7)</sup> 従来の KeyGraph では、テキストを対象とするため、行内 (. まで) のすべての単語が共起するものとみなしていたが、MMOG ログデータを対象とする場合、それでは行動の時間的遠近が考慮されない。そこで本論文では KeyGraph におけるデータの扱う範囲 (共起と呼ぶ) を狭めることで時間的遠近が考慮させ、部分的に時系列の要素を追加することを考えた。

なお、グラフ出力は GraphViz<sup>8)</sup> というツールを使用した。

## 2 KeyGraph

KeyGraphとは(特に何かを主張するような論文などの)文章はその主張を表すキーワードがあるという仮定のもとに、文章中のキーワードを抽出するアルゴリズムである。1つの文の中にあるすべての単語がお互いに関連があるものとし(共起と呼ぶ)、これらの共起をもとに単語間のつながりをノードとエッジのグラフとして出力する。このリンクの仕方や共起の強さなどから、キーワードや文章が主張していることを見つけ出す。本研究では文章の形式に変換したMMOGログデータを対象とし、リンクの強さはジャカード係数で定義した。

## 3 MMOG ログデータ

本研究で試用するログデータはMMOGシミュレータZerealを利用して取得している。Zerealでは16の世界で3種類のエージェントがそれぞれ定義されたパターンにしたがって行動し、そのログを記録する。次にZerealにおけるエージェントの行動と行動パターンについて説明する。

### 3.1 エージェントのアクション

エージェントは異なる目的をもって行動するが、実行可能なアクションの種類は共通である。表1にその一覧と説明を示す。PCAはPlayer Character Agentの略である。

Table 1 Zerealにおけるアクション一覧

アクション		内容
walk	w	移動
attack	a	PCAもしくはNPCを攻撃
talk	t	PCAに話しかける
pick up food	f	foodを拾う
pick up potion	p	potionを拾う
pick up key	k	keyを拾う
leave the world	l	ワールドを離れる
enter the world	e	ワールドに入る
removed	r	HPが0になって取り除かれる

ここで、leave the worldは鍵を所有している時にワールドに点在する扉をくぐることで可能であり、removedは他のエージェントから攻撃を受けたことによる受動性のアクションである。

## 3.2 自律エージェントの特徴

Zerealにおけるワールド空間には、異なる実装によって生み出されたkiller, Inexperienced Markov Killer, Experienced Markov Killer(以後K, IMK, EMK)の3タイプの自律エージェントが存在し、各々異なる目的を持って行動する。その3種類のタイプの自律エージェントは、以下のように定義される。Markov Killerとは定義されたマルコフモデルに従って行動するエージェントを意味する。

- K: 攻撃を非常に好む。PCAにもmonsterにも攻撃する。チャットは一切行わない。HPが減ればアイテムは拾う。他のキャラクタを見つけ、攻撃するエージェント。
- IMK: どの行動かをランダムに決め、その行動が実行不可能な場合、さらにランダムに選択を試行する。初心者を模したエージェント。
- EMK: 近くにmonsterがいたら攻撃することを選ぶ傾向が強い。戦闘がないなら他のPCAとチャットする事も多い。戦闘でHPが減れば回復を試み、鍵を取得すればワールド間移動を目指す。状況に適した行動を取ろうとするので、比較的同じアクションを続けて行うことが多くなる。自己防衛し、必要なアイテムを回収する上級者を模したエージェント。

## 4 部分的時系列要素の追加

従来のKey Graphでは文中のすべての単語について共起する。(1)の例では[w,a],[w,r],[a,r]が共起しているものとしてカウントする。

一方、本手法では、ターゲットとする単語の前後n個内の単語に対して共起しているものとみなす。このとき、範囲内にターゲットとする単語と同じ単語があっても共起とはみなさない。例えば[w,w]のような共起はしないものとする。これを左から順に対象とする単語をずらして、右端まで同様の手順を実行する。

ウィンドウサイズを前後1(計3)とした場合、本手法では(1)は次のように処理する。

1. pがターゲット。[p,a]が共起
2. aがターゲット。[p,a],[a,w]が共起
3. wがターゲット。[a,w],[w,f]が共起

4. fがターゲット. [w,f],[f,r]が共起

5. rがターゲット. [f,r]が共起

$$p a w f r. \quad (1)$$

これらの処理をすべての文(行)について行う。

## 5 グラフ

エージェントタイプ EMK と K について実行した結果を示す。リンクの数は閾値で決められ、本実験では単語の種類 (Zereal データでは 9) とした。また、リンクのないノードは表示されない。

ウィンドウサイズをそれぞれ前後 1(計 3)、前後 4(計 9)、前後 7(計 15) で実行し、GraphViz でグラフ出力した。また比較のため、従来の方法によるグラフも提示する。EMK は Fig.1-4、K は Fig.5-8 で、それぞれ従来の KeyGraph、ウィンドウサイズ 1、ウィンドウサイズ 4、ウィンドウサイズ 7、の順に論文末に提示した。

## 6 考察

各エージェントタイプについて考察する前に、Zereal におけるエージェントの行動について次のような特徴を考慮する必要がある。

- k によって鍵を取得しないとワールド間の移動 (e と l) ができない
- e の後には必ず l が実行される
- w が全体の 90 % を占めるほど高頻度に実行される
- 逆に r は全体の 0.002 % 程度の低頻度である

### 6.1 EMK

従来の KeyGraph(Fig.1) では e と l が独立しているが、高頻度 w に el 以外のアクションがリンクし特徴が見えにくい。また、HP が減ったときに回復しようとする特徴が見当たらない。

ウィンドウサイズ 1 - 7(Fig.2,3,4) で r と p がリンクし、HP が減ったときに回復を試みたが、その後死亡したというパターンが見られる。ウィンドウサイズ 1 では killer に話しかけてそのまま殺されてしまったパターンが見られるが、4(と 7)では見られない。また、el と関係の強い k とのリンクが

1 には見られないのは、鍵を拾ってすぐそばに扉があるとは限らないからである。4,7 ではこの 3 つのアクションがリンクしている。

### 6.2 K

従来の KeyGraph では EMK の時と同様に、e と l が独立しているが、やはり高頻度 w に el 以外のアクションがリンクし特徴が見えにくい。p が w としかつながってないのが気になるが、これはリンク数の閾値 (8) で切られているが、他のリンクの強さと大差ない。t を実行しない他は EMK と同様の結果となっている。

ウィンドウサイズ 4 と 7 では違いが見られなかった。EMK と同様、HP 減少後のアイテム回収のパターン (r と fp のリンク) が見られる。4,7 では e と k のリンクが見られるが、EMK とは違い e に不要の p とのリンクもあることから、ランダムにアイテムを拾った結果、e が実行されたものだと分かる。また、4,7 では高頻度の w が消えている。

## 7 おわりに

従来の手法では非常に頻度の高い w にリンクが集まっているが、本手法では、全体に、低頻度の r をとらえ、高頻度の w だけにリンクが集まらないようになった。

ウィンドウサイズについては、ある程度大きくするとグラフにあまり変化がなくなる事が確認できた。また、ウィンドウサイズ 1 とそれ以外では大きな違いが出やすいので、1 とそれ以外のウィンドウサイズの 2 つのグラフを提示すると、ログデータの特徴が捕らえやすいであろう。

今回は単語が 9 つだけの単純な例であった。以前の手法<sup>4)</sup>で前処理したデータでは 30 程度の単語が出現するが、今回と同様の実験を試みた結果、エージェントやウィンドウサイズを変えても同じようなグラフしか出力できなかった。今後このような単語数の多いデータでも今回のように低頻度の特徴を取り出すためには、手法にどのような変更が必要なのか研究していく予定である。

## 参考文献

- 1) オンラインゲーム市場統計調査報告書オンラインゲーム市場統計調査報告書 2006  
<http://www.onlinegameforum.org/>

- 2) International Game Developers Association, IGDA オンラインゲーム白書, 2003  
<http://www.igda.jp/>
- 3) 砂山渡, 大澤幸生, 谷内田正彦: KeyGraph: キーワード抽出ツールから発見ツールへの展開, bit 別冊「発見科学とデータマイニング」, 共立出版, pp.45 - 53, (2000).
- 4) 秦克世志: 卒業論文 KeyGraph を用いたプレイヤー群特徴抽出のためのアクションシンボル集約, 立命館大学 情報学科 2005
- 5) 秦 克世志, Ruck THAWONMAS: KeyGraph を用いたプレイヤーの特徴グラフにおけるノード自動配置, ゲーム学会第4回全国大会論文集, pp. 73-76, 2005年12月10日
- 6) 秦 克世志, 細田 高敬, Ruck THAWONMAS: MMOG: ログにおける特定シーケンスとそれらの共起の偏りの発見, 情報処理学会研究報告, 2006-EC-3 (情報処理学会エンタテインメントコンピューティング研究会第3回研究会 2006年3月13日~14日), pp. 105-108.
- 7) Ruck Thawonmas and Katsuyoshi Hata, "Aggregation of Action Symbol Subsequences for Discovery of Online-Game Player Characteristics Using KeyGraph," Proc. of IFIP 4th International Conference on Entertainment Computing (ICEC 2005), Sep. 2005, Sanda, Japan, published in Lecture Notes in Computer Science, Fumio Kishino et al. (Eds.), vol. 3711, pp. 126-135.
- 8) GraphViz : <http://www.graphviz.org/>

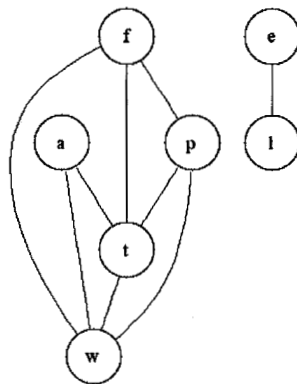


Fig. 1 EMK:従来の KeyGraph

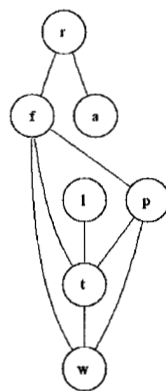


Fig. 2 EMK:WS=1

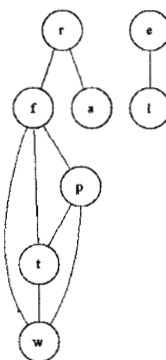


Fig. 3 EMK:WS=4

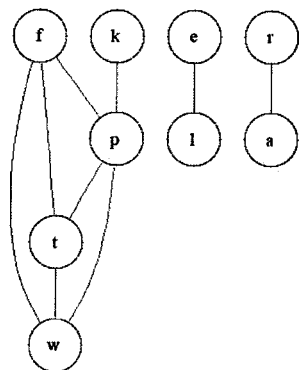


Fig. 4 EMK:WS=7

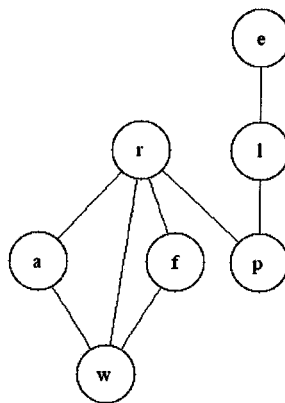


Fig. 6 K:WS=1

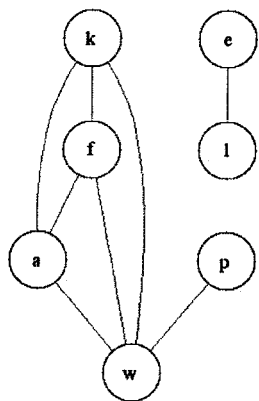


Fig. 5 K:従来の KeyGraph

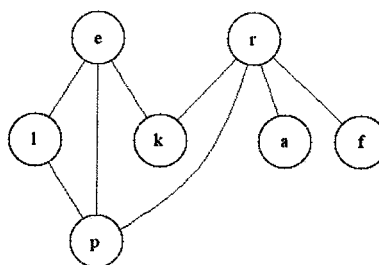


Fig. 7 K:WS=4

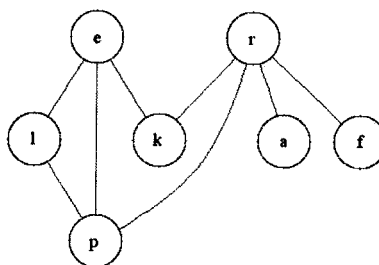


Fig. 8 K:WS=7