ゲーム情報学 5−5
(2001. 3. 16)

ロールプレイングゲーム(RPG)の戦闘におけるバランス自動調整システム開発のための基礎的考察

高木 幸一郎 雨宮 真人

九州大学大学院 システム情報科学研究科

福岡県春日市春日公園6-1

本論文は、従来すべて手作業で行われていたＲＰＧの戦闘のバランス調整を人工知能によって半自動化することを最終目的とする研究における基礎段階の研究報告であり、１対１で、コマンド型、ターン制の戦闘の分析を行った。戦闘を単純化したモデルの作成にあたって、マルコフ遷移過程上を遷移する「状態遷移ゲーム」を定義し、乱数による数値の変動を考慮し、ヒットポイントを部分的観測可能な情報と見なした。このモデルでは、回復を行うタイミングが重要となるため、実験を行ない、ＲＰＧ経験者の回復戦略の使用タイミングを測定した。結果、殆どの被験者は最適な戦略を学習していたが、一部乱数の関係で間違った学習をしたケースも確認された。

The Primal Study aimed for the Development of Semi-Automatic Balance Configuration System of Battle in RPG

Koichiro TAKAKI, Makoto AMAMIYA

Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

Kasuga-kouen 6-1, Kasuga-shi, Fukuoka-ken

This paper is the primal report of our effort aimed for developing semi-automatic balance configuration program of battle part in role playing games (RPGs). This paper defines “state transition game” based on markov decision processes (MDP) in order to make simple model of 1-on-1, command-typed, discrete-turned RPG. By introducing the term of randomization, this model becomes partially observable MDP (POMDP), where HitPoint is partially observable information. The experiment proves that the players who have the experience of RPG almost always learn the best strategy, but sometimes takes mistake because of biased value observation.

1 はじめに

家庭用ゲーム機におけるソフトウェア産業は、低迷する日本のソフトウェアの中でもとりわけ実績をあげている分野である。その中でも特に、RPG（ロールプレイングゲーム）というジャンルは、年代層を問わず人気があり、多くのゲームハードにおいて「大作RPGの数がハードの勝敗を決める」とも言われている。しかし、現状はRPGが、他のジャンルと比べて発売されたタイトル数はそれほど多いとはいえない。これは、他のジャンルのゲームソフトに比べて開発が困難で、開発コストがかさむため、ゲームメーカー側としても敬遠する傾向にあるからである。RPGは、規模が大きいだけではなく、RPGには戦闘がつきものであり、この戦闘のバランス調整が難しいというのが、RPG開発を困難にしている一つのとりわけ大きな要因である。現在、RPGの開発において、戦闘のバランスは全て手作業で調整されている。そのため、バランス調整に工

数がかかり、開発期間やコストがかさんでいる。

しかし、ゲームバランス調整は以下のような理由により、自動化は困難であると考えられている。

- 「ゲームの面白さとは何なのか」という疑問に答えることが困難
- ゲームの面白さの感じ方は人それぞれ違う
- RPG のルールの複雑さおよび多様さ

しかし一方で、この問題は人工知能によって解決可能な問題であると筆者は考える。それは、以下のような論拠による。

- 遺伝的アルゴリズムのように、解法が分からない問題を解く方法論が存在する
- 利用者の嗜好 (user preference) の取得を行う研究が行われている
- RPG の世界は、全て数値で処理される世界である

そこで本研究は RPG の戦闘のバランス調整を人工知能によって半自動化を行うことによってこの問題を解決することを最終目的とする。本論文は、初期段階の研究報告であり、1 対 1 で、コマンド型、ターン制の戦闘を対象とする。

2 RPG のルールおよび戦闘の位置付け

図 1 に、RPG の主な流れを示す。RPG の要素を大きくふたつに分けると、「戦闘」と「シナリオの攻略」に分けられ、これらは相互に関連している。

シナリオの攻略とは、プレイヤーが街で情報を集め、その情報に基づいて用意された数々の謎を解き、時には事件に巻き込まれ、時には様々な事件を解決し、文字通りシナリオの「主役を演じて」いくことである。

戦闘とは、敵と戦って経験をつみ、成長することである。敵と戦って傷ついたら、街に戻り、宿に泊まって体力を回復する。また、敵を倒すと「経験値」と「お金」が手に入る。経験値手に入れていくとプレイヤーのキャラは徐々に成長していく。お金を貯めるとより強い武器や防具を買うことも可能になる。これらを繰り返して、より強い敵との戦いが可能になる。後半になるにつれてより強い敵が出てくるのが一般的であるし、シナリオの攻略に絡んだ戦闘もあるので、シナリオ攻略のためには、戦闘によって成長することが不可欠となる。

このように、戦闘はシナリオの攻略と密接に絡み合っており、RPG において非常に重要な要素である。

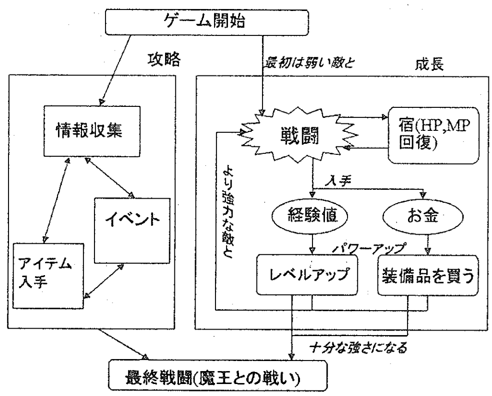

図 1: RPG の主な流れの例 (文献 [1] をもとに作成)

3 本論文で扱う戦闘

本論文では、コマンド型、ターン制の RPG における分析を行う。これは既存の多くの RPG で採用されているシステムである。

コマンド型とは提示された選択肢の中から行動を選ぶやり方である。ターン制とは、「ターン」という離散的な時間の概念を持つことである。

本論文では、敵とプレイヤー側のキャラクター、いずれもが一人の場合の戦闘を扱う。このような戦闘の流れを、図 2 に示す。

これは、将棋やオセロのボードゲームならば、先手が攻め、後手が攻めたら 1 ターン、というのと似ているが、RPG はどちらが先攻かは不定である点が異なる。

ここで、「先攻可能かどうか」の判断は何らかのパラメータを元にして決定されることが一般的であるが、本論文ではプレイヤーが先攻可能な確率として「先攻確率」を導入する。

3.1 ダメージ制

プレイヤー側および敵、全てのキャラクターの状態が数値で表され、攻撃を受けたり回復を行ったりすると、その数値が増減するシステム。大多数のゲームでは、キャラクターの生命の状態は「ヒットポイント (HP)」というパラメータで表される。これが 0 になると、そのキャラクターは死んだとみな

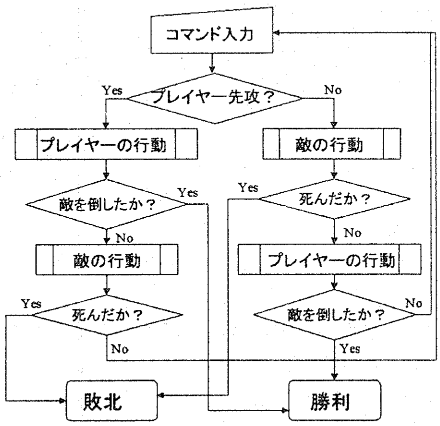

図 2: 1 対 1 の戦闘の流れ (プレイヤー視点)

***	HP	最大 HP	ダメージ
プレイヤー側	H_p	MH_p	X_p
敵側	H_e	MH_e	X_e

表 1: 主要な変数名

される。このようなシステムをダメージ制と呼び、殆どの RPG で採用されている。

多くの RPG の戦闘において、「死んだか」「敵を倒したか」という判定は、HP によって行われるので、ゲームの勝敗を考えることは「HP」および「ダメージ」について考えることが一番の基礎となる考え方である。

なぜなら RPG の数は非常に多く、それぞれにおいてダメージを与える方法や計算式はそれぞれ異なるが、根本となるこの部分は共通だからである。

以上より、4 節以降では、HP およびダメージをベースにした分析を行っていく。

4 ダメージベースの分析

4.1 変数名の定義

数式内で使う変数を定義する。表 1 に、変数名を示す。また、ダメージを X としたとき、ダメージの期待値を $\bar{X}$、実際のダメージを X^* と表す。

4.2 主要なパラメータ

プレイヤーから見た戦闘の要素は、大きく分けると、2 つに分類される。

- 守備
  プレイヤーが敵から受けるダメージに対して、プレイヤーは HP が 0 にならないように、回復を行ったり、あるいは攻撃補助系の呪文を (もしあれば) 使ったりする。
- 攻撃
  プレイヤーが敵に与えるダメージを重視して、敵の HP を早く 0 にするように努力をする。

本研究では、守備系パラメータおよび攻撃系パラメータを定義し、これをバランス分析および調整のための足がかりとする。

4.3 α パラメータ (守備系パラメータ)

守備の度合いを示すパラメータとして、α パラメータを式 (1) のように定義する。

$$\alpha \equiv \bar{X}_p / MH_p \quad (1)$$

すなわち、「プレイヤーの最大 HP のうち、敵の 1 回の攻撃で受けるダメージの割合」を表す。α パラメータが実際の戦闘、特に持久戦に及ぼす影響について 5 節で分析を行う。

4.4 β パラメータ (攻撃系パラメータ)

攻撃の度合いを示すパラメータとして、β パラメータを式 (2) のように定義する。

$$\beta \equiv MH_e / \bar{X}_e \quad (2)$$

すなわち、敵を倒すのに必要な打撃回数である。7 節では、β が回復回数におよぼす影響や、危険度についての考察、検証を行う。

5 状態遷移ゲーム

状態遷移ゲームは、実際の戦闘を単純化したゲームである。プレイヤーが 1 回の攻撃で受けるダメージを X_p と固定し、最大 HP が X_p の n 倍、すなわち nX_p である戦闘をマルコフ決定過程を用いて単純化し、これを nX_p ゲームと名付けた。

5.1 nX_p ゲームのルールの定義

プレイヤーは MDP(マルコフ決定過程) 上を遷移する。

具体的なルールを以下に示す。

- プレイヤーは状態 n からスタートする。
- プレイヤーは「攻撃」「回復」の 2 つの戦略のうちいずれかを選ぶことが可能であるが、「回復」戦略は有限回しか選択できない。

- 先攻するかどうかにより、状態遷移が異なる。先攻確率を a とおく。

- プレイヤー側が一定回数 ($\lceil\beta\rceil$ 回)「攻撃」を行うと勝利するが、その前に状態0になると、敗北する。

- 回復を行うと、最大 HP の状態まで回復する。先攻ならば最大 HP から一撃受けた状態に、後攻ならば敵の攻撃で状態 0 に到達しなかった場合は最大 HP の状態に、それぞれ遷移する。

状態遷移確率の定義　このゲームで使用される状態遷移の確率を示す。

- 状態集合 $S = \{n, n-1, ..., 1, 0\}$

- 戦略集合 $A = \{act, cure\}$
  act は攻撃を、cure は回復を意味する。

- 状態遷移確率 $R^a(s, s') \equiv P(s_{t+1} = s'|s_t = s, a_t = a)$

状態遷移確率とは、状態 s で戦略 a を選んだとき、次のターンに s' に遷移する確率であり、以下のように定義される。

$$R^{act}(s, s') = \begin{cases} 1 & (s' = s - 1) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$R^{cure}(s, s')|_{s \geq 2} = \begin{cases} 1 - a & (s' = n) \\ a & (s' = n - 1) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$R^{cure}(1, s') = \begin{cases} 1 - a & (s' = 0) \\ a & (s' = n - 1) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

図4に $n = 4$ の時の、図3に $n = 3$ の時の状態遷移図を示す。n とは、最大 HP が、1 回の打撃の何倍か、ということに対応する。すなわち、nX_p ゲームは、$\alpha = 1/n$ の戦闘を単純化したものである。

5.2　$3X_p$ ゲーム

各状態での選択およびそれがもたらす結果を考える。ここでは、β が比較的大きく、持久戦である場合を考える。

初期状態は、状態 3 である。

状態 3　回復を行うことは無意味であるので、攻撃を行う。

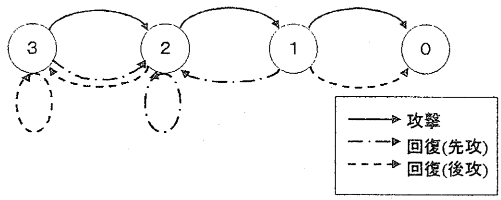

図 3: $3X_p$ ゲームにおける状態遷移

状態 2　回復を行った場合、先攻ならば回復してもその後の攻撃で状態 2 に戻ってしまう。よって、回復は効用が確実ではない。一方で、攻撃を行うと状態 1 に遷移する。

状態 1　攻撃を行った場合、その攻撃で倒すことができない場合、戦闘 0 に遷移する。回復を行っても、後攻になると、行動を待たずに戦闘 0 に遷移する。

状態 0　戦闘不能状態。この状態に到達すると敗北となる。

まとめ　以上より、安定した戦略が存在せず、状態 2 で、「戦闘不能の危険にさらされつつ攻撃」あるいは「無駄になることを覚悟しつつ回復を行う」を選択しなければならない。なお、$2X_p$ ゲームについては 1 回の攻撃によって状態 1 に遷移するので、長期戦では、ほとんど勝ち目はない。

5.3　$4X_p$ ゲーム

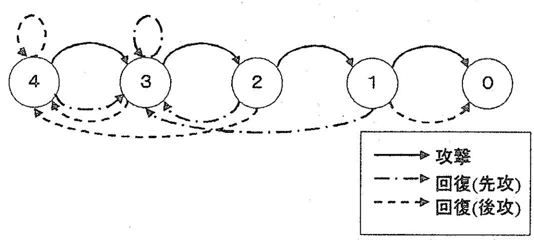

図 4: $4X_p$ゲームにおける状態遷移

状態 4　回復を行うことは無意味であるので、攻撃を行う。$3X_p$ の状態 3 に対応する。

状態 3　$3X_p$ の状態 2 と同様、回復は効用が確実ではない。一方で、攻撃を行うと状態 2 に遷移する。この状態では攻撃を行うとよい。

状態 2　$3X_p$ の状態 2 と同様、攻撃は危険が伴う。一方で、回復を選択した場合は、先攻でも後攻でも、回復の効用があるので回復を行うとよい。

状態 1 および状態 0　$3X_p$ の状態 1, 状態 0 とほぼ同様。

まとめ　状態 4,3 では攻撃を行い、状態 2 になったら回復を行う。これを繰り返す戦略が最適である。また、同様に最大 HP が $5X_p$,$6X_p$ となった場合も、状態 2 になるまで攻撃を続けてから回復を行うのがよい。

5.4　状態遷移ゲームのまとめ

$3X_p$ と $4X_p$ の間で大きくバランスに変動が起きることが分かる。

すなわち、$3X_p$ ゲームでは存在しなかった最適な戦略が $4X_p$ ゲームでは存在することになり、この $1/3 \leq \alpha \leq 1/4$ の間がゲームバランスで重要な値になる。ただし、$3X_p$ ゲームに於いても、先攻確率 a の値によっては、最適戦略が存在する。仮に $a=0$ あるいは $a=1$ の場合は、それぞれ状態 2,1 で回復を行えばよい。このことから、$3X_p$ ゲームでは、先攻か後攻かが不定であることが戦略決定を難しくしている大きな要因であることが分かる。

6　ランダム性のある状態遷移ゲーム

前節では、乱数が存在しない場合、最大 HP が $4X_p$ 以上の場合や、$3X_p$ でも行動順序が一定の場合は確実な戦略が存在することを説明した。しかし実際の戦闘にはランダム性が存在し、これによって戦闘が複雑になり、「絶対に確実な状態」はなかなか存在しない。そしてこのことが結果として戦闘が単純になることを防いでいる。本節では、乱数によるダメージの変動を考慮した理論を展開する。

6.1　期待耐久回数 $H_p{}'$

プレイヤーが現在の HP で回復を行わずに敵の攻撃に耐えられる残り回数の期待値を期待耐久回数 $H_p{}'$ とし、以下の式で定義する。$\bar{X}_p$ は、1 回当たり敵から受けるダメージの期待値である。

$$H_p{}' \equiv H_p/\bar{X}_p \tag{3}$$

6.2　ダメージ分布確率関数 $D(h)$

基本ダメージを 1 とし、乱数によるダメージ変動の分布を表す関数をダメージ分布関数と定義し $D(h)$ で表す。この関数の期待値は 1 でなければならない。

例　ゲームでは乱数を使うので、以下のような分布が多い。ここで δ は変動率である。

$$D(h) = \begin{cases} 1/(2\delta) & (1-\delta \leq h < 1+\delta) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \tag{4}$$

6.3　n 級危険率 $\theta^{die}_{(n)}(h)$

n 級危険率は、$H_p{}'$ が h の状態のプレイヤーが n 回以内の攻撃を受けて戦闘不能になる確率である。「敵の n 回の攻撃のダメージの合計がプレイヤーの現在の $H_p{}'$ を上回る確率」とも表現できる。

1 級危険率は以下の式で表される。ここで、「n ターン以内で死亡する」という述語を $die_{(n)}$ と定義する。

$$\theta^{die}_{(1)}(H) \equiv P(die_{(1)}|H_p{}' = H) = \int_H^\infty D(h)dh \tag{5}$$

n 級危険率 $(n \geq 2)$ は、以下の式で再帰的に表される。

$$\begin{aligned} \theta^{die}_{(n)}(H) &\equiv P(die_{(n)}|H_p{}' = H) \\ &= \int_0^{MH_p{}'} P(die_{(n-1)}|H_p{}' = h)\cdot D(H-h)dh \end{aligned} \tag{6}$$

この式は、$P(die_{(n-1)}|H_p{}' = H)$ が、「$H_p{}' = h$ のとき、あと $(n-1)$ 回の攻撃で累積ダメージが h 以上になる確率」であり、$D(H-h)$ が「$H_p{}' = H$ のとき、1 回の攻撃を受けて $H_p{}' = h$ になる確率」であることから、導かれる。

例　ダメージ確率分布関数に式 (4) を採用し、$\delta = 0.65$ としたときの $H_p{}'$ と危険率の関係を図 5 に示す。

6.4　n 級危険率を用いた状態遷移ゲームの拡張

n 級危険率の概念を用いて、状態遷移ゲームを拡張する。

6.4.1　状態確率の導入

状態遷移ゲームの各状態 $i (i > 0)$ は、「$i-1$ 回までの攻撃は大丈夫だがあと i 回目の攻撃で戦闘不能」という状態である。

プレイヤーにとって観測可能な情報はその時点での H_p であり、敵から受けるダメージ $X_e{}^*$ から、ある程度 $H_p{}'$ の期待値は予測可能である。しかし同じ H_p であっても、乱数の関係で、敵の攻撃に耐え

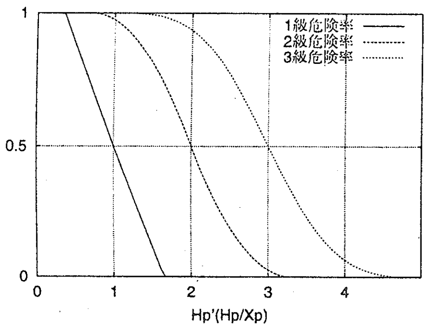

図 5: $\delta = 0.65$ における危険率

られる回数は異なってくる。そこで n 級危険率を導入すると、そのときの $H_p{}'$ の値を元に、各状態に存在する確率を求めることができる。これは、H_p を観測可能な状態とした部分観測可能マルコフ決定過程 (POMDP) と同様の、確率的重み付けによるアプローチである。

$$P(s=n|_{H_p{}'=h}) \equiv \begin{cases} \theta^{die}_{(1)}(h) & (n=1) \\ \theta^{die}_{(n)}(h) - \theta^{die}_{(n-1)}(h) & (n \geq 2) \end{cases}$$

例　$H_p = 10, \bar{X}_p = 8$(すなわち $H_p{}' = 1.25$), $\delta = 0.2$ のとき、各状態にいる確率は以下のように表される。

$$\begin{cases} P(s=1) = 0.2 & (X_p{}^* = 10 \text{ のとき}) \\ P(s=2) = 0.8 & (X_p{}^* = 6,7,8,9 \text{ のとき}) \end{cases}$$

7　回復戦略の持つトレードオフ

状態遷移ゲームの定義により、状態が 0 に近づけば近づくほど危険な状態となるので、なるべく早めに回復を行った方が安全な状態になるが、回復は使用回数が制限されているため、早めに回復を行いすぎると回復が出来なくなってしまい、その結果状態 0 に到達してしまうことになる。そこで、「回復のタイミングに見られる危険率と効用のトレードオフ」および「回復回数と β パラメータの関係」という点から分析を行う。

7.1　死の確率 $P(die_{(1)})$ と回復の効用 U_{cure}

回復の効用 U_{cure}　回復を行う前の期待耐久回数 $H_p{}'$ と比較して、回復を行ったターンの終了時に $H_p{}'$ の増加した程度が回復の効用である。

死の確率 $P(die_{(1)})$　回復を行ったにもかかわらず死んでしまう確率。

乱数が存在しない場合の、各状態におけるこれらの確率は、以下のようになる。

$$P(die_{(1)}|s=i) = \begin{cases} 1-a & (i=1) \\ 0 & (i \geq 2) \end{cases}$$

$$U_{cure}(i) = \begin{cases} (n-2) & (i=1) \\ (n-i)-a & (i \geq 2) \end{cases}$$

以上より、次のことがいえる。

- 状態 1 にならなければ本質的に安全である。
- 状態 1 に近づくほど回復の効用は大きくなる

以上より、状態 2 で回復を行うことがもっとも合理的であるといえる。

しかし実際のゲームでは、これほど単純にはいかない。なぜなら、乱数による数値の変動が存在するからである。

7.2　乱数を考慮に入れた場合の $P(die_{(1)})$ および U_{cure}

その時点の HP から、各級の危険率を順番に求めることが可能であり、これを用いて各状態にいる確率を求める手法を前回説明した。

この各状態にいる確率を用いて、このターンで回復を選んで死ぬ確率 $P(die_{(1)})$ と回復の効用 U_{cure} を求めると以下のようになる。

$$P(die_{(1)}) = (1-a)P(s=1)$$

$$U_{cure} = (n-2)P(s=1) + \sum_{i=2}^{\infty}(n-i-a)P(s=i)$$

ここで n は最大 HP の時の各状態にいる確率を確率的に重み付けしたものであり、すなわち以下の式で与えられる。

$$n = \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot P(s=i|H_p = MH_p)$$

以上より、もし乱数がなければ、1 級危険率が常に 0 になるようにするのが必勝法である。乱数があるので、実際にはなかなかそううまくはいかない。

このためプレイヤーは、「状態 1 に入るのを覚悟で攻撃を行い、最高の効率で回復を行う」のか、「安全な状態で、効率は悪いが回復を行う」のか、トレードオフの選択を行う必要が出てくる。それではプレイヤーはどのように選択するだろうか。この傾向を調べるために 8 節の実験を行なった。

***	MH_p	$\bar{X}_p$	MH_e	$\bar{X}_e$	C_{times}
実験 1	64	16.0	150	10.0	7
実験 2	72	24.0	300	30.0	8

***	α	β	$X_p{}^*$
実験 1	0.250	15.0	12～17
実験 2	0.333	10.0	18～29

表 2: 実験に使用した値 (上), パラメータ (下)

8 実験

β パラメータが比較的大きく、勝利のために数回の回復が必要なバトルを考える。このときプレイヤーがどのタイミングで回復を行なう傾向にあるのかを分析する。実験では、$3X_p$ ゲームおよび $4X_p$ ゲームを採用する。5 節の理論で言及された、これらの間の顕著な違いがプレイヤーの行動に反映されることを確認する。

プレイヤーにはルール以外の事前情報を与えず、敵と戦いながら状況を分析していってもらう。

8.1 ゲームのルール

ランダム性のある状態遷移ゲームを行なってもらう。プレイヤー自身の HP, 回復回数の残りや双方のダメージは随時表示される。しかし、敵の残り HP などは表示されない。

8.2 実験に使用した数値

ダメージ分布関数には、式 (4) を採用し、$\delta = 0.25$ とした。δ の値が 0 に近い場合は乱数の作用が小さく、決定的になり、逆に大きい場合 ($\delta \geq 0.5$) は運の要素が大きくなるため、適切な値を選んだ。また、小数点以下のダメージは切り捨てとした。先攻確率 $a = 0.5$ とした。実験に使用したその他の値を表 2(上) に示す。C_{times} は、回復の制限回数である。実際にプレイヤーが受けるダメージ $X_p{}^*$、α および,β は同表 (下) のように算出される。

表 2 から、実験 1,2 のプレイヤーの最大 HP MH_p における期待耐久度数 $MH_p{}'$ がそれぞれ 4,3 であることが分かる。このため、$4X_p, 3X_p$ ゲームに近いため、難易度に顕著な差があることが予想される。

8.3 実験方法

被験者の各ターンにおける HP、取った行動、回復可能回数の残りについてのログを取る。これらのログを元にして、被験者の行動を、残り HP を元にして分析する。

回復選択率 P_{cure} 回復可能な状態で、回復を選んだ率を回復選択率とし、各 HP において、この値を計算する。

$$P_{cure} \equiv C/(A_{chosen} + C)$$

A_{chosen} = 回復可能な状態で攻撃を選択した回数
C = 回復を選択した回数

8.4 実験結果

研究室内で RPG の経験のある 15 人の被験者にプレーしてもらった。各 H_p 毎に回復選択率 P_{cure} を計算した。横軸に H_p をとり、縦軸に P_{cure} をとった。この曲線と各 H_p における 2 級危険率のグラフを比較した。

図 6(上) は、実験 1 の結果である。$4X_p$ ゲームでは状態 2 で回復を行うのが最適戦略であった。本実験でも被験者は 2 級危険率を考慮に入れて回復を行っていることを確認した。

一方、図 6(下) は、実験 2 の結果である。$3X_p$ ゲームの特性から、最適戦略が存在しないため、バラツキがあるが、それでも 2 級危険率を意識していることが分かる。

なお、戦闘の勝敗と戦略の選び方にはさほど相関がないことも確認された。本実験の条件では、戦闘の勝敗は戦略よりもむしろ乱数の作用によるところが大きいからである。

8.5 考察

2 つの実験の違いは、$4X_p$ の時は、少し余裕を持って回復する人が多い一方、$3X_p$ は、最適戦略が存在せず、2 級危険率を考えていると回復回数がつきてしまう。このため、この周辺で回復していいのか、と悩む人が多いため、攻撃してしまう人が多く、曲線がなだらかになっているということがグラフから分かる。この結果、$3X_p$ と $4X_p$ におけるプレイヤーの行動の差は顕著に出ているといえる。

また、どうしても「ケアレスミス」をしてしまうケースが見られる。特に実験 2 においては、HP が少なく、なおかつ回復が可能であるにもかかわらず攻撃を行ってしまうケースがあることが実験結果より分かる。

8.6 議論

ダメージ分布の大きい場合 本実験では $\delta = 0.25$ とした。δ の値が大きくなると、戦略よりも運の要素が大きくなる。しかし実際のゲームでは、ダメー

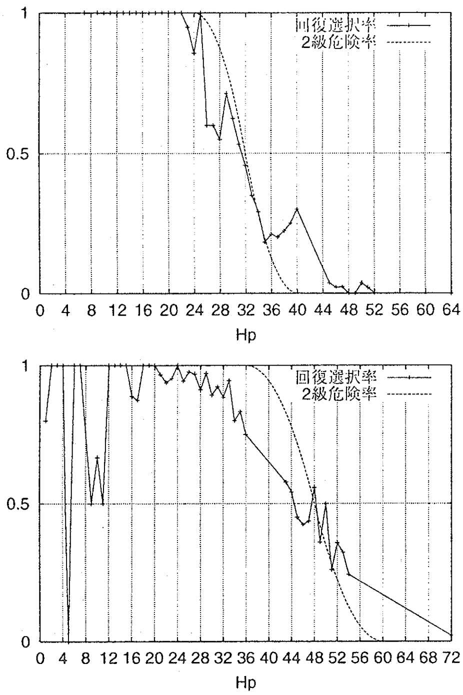

図 6: 実験結果 (各 H_p における回復選択率):実験1(上) 実験2(下)

ジの分散はかなり大きい。なぜなら多くのゲームでは、通常攻撃には「ミス」があり、ダメージを与えられない場合が存在する。あるいは、「会心の一撃(クリティカルヒット)」という、ダメージが数倍になる攻撃も存在する。これらの要素により、ダメージの分散が大きくなるため、運の要素が大きく作用するといえる。しかし、これらのゲームでは、本実験よりも選択可能な戦略の数が多いため、戦略性も低いとはいえない。このように、より多くの戦略の中からプレイヤーが選択を行うゲームについては、本研究の今後の課題となる。

プレイヤーの知識獲得と乱数の作用　本実験でのルールは非常に単純であるため、ゲームに慣れているプレイヤーならば数ターンで敵の特性をつかんで、有利に戦いを進めているケースが多く見受けられた。しかし、最初に数回先攻がつづいたため、「プレイヤーはほぼ確実に先攻が可能だ」と勘違いをしたケースが確認された。このようなケースは、人工知能における反復学習においても見受けられることである。人工知能の学習では、試行回数を増やす事によって、各状態の評価値は次第に正しい値に収束していくが、本実験におけるプレイヤーに対しても「経験によって状況をつかんでいく」という作業が行われていたように思える。

実際、多くのゲームでは、同じ条件の下で敵と戦う場合でも、ランダムの作用が働いたために、強さに対する評価がプレイヤー間で大きく分かれてしまうことがある。結果として、プレイヤーの頭の中に正しいモデルが構築されないまま敵を倒してしまう場合が少なくないように思える。よって、攻撃の種類や、ダメージの値の変動が及ぼす効果は、数理的なモデルの研究だけでは不十分であり、プレイヤーが頭の中に戦略を立てるためのモデルをいかに構築するか、ということを測定する心理的な実験を行うことが不可欠であり、今後の課題としたい。

9　あとがき

本論文では、RPG のバランス調整のための最初の段階の研究報告について述べた。今後は、さらなる研究を続け、人工知能の理論を適用していくための基板を作り上げていく予定である。

謝辞　本論文を作成するにあたって、数々の有益なアドバイスをして下さった富安洋史助手、峯恒憲助教授に感謝します。

参考文献

[1] 『ドラゴンクエスト 公式ガイドブック』(エニックス,1988,ISBN4-900527-01-7)

[2] 森川幸人『テレビゲームへの人工知能技術の利用』(人工知能学会誌 vol.14 No.2,1999-3)

[3] S.Russell and P.Norvig, Artificial Intelligence: A Modern Approach, 1995

[4] Astrom, K.J., Optimal Control of Markov decision processes with incomplete state estimation, J. Math. Anal. Applic.,10:174-205, 1965

[5] Lovejoy, W.S., A Survey of Algorithmic Methods for Partially Observed Markov Decision Processes, Annals of Operations Research, 28(1-4):47-66, 1991