

ローリングホライゾン進化的アルゴリズムを用いたペルソナ格闘ゲーム AI

Fighting Game AI of Persona with RHEA

野口 隼[†] 石井 稜大^{††} 伊藤 卓^{††} 原田 智広[†] ターウオンマツト ラック[†]
 Noguchi Hayato Ishii Ryota Ito Suguru Harada Tomohiro Thawonmas Ruck

1. はじめに

近年、様々なゲームジャンルにおいて、ゲーム AI についての研究が行われている。ゲーム AI に用いられている手法の一つに Rolling Horizon Evolutionary Algorithm (RHEA) と呼ばれる手法がある [1]。リアルタイムゲームにおける行動決定のための進化的アルゴリズムであり、2D ダンジョンゲームへの応用が行われている。また、ゲーム AI についての研究の中には、プレイヤーの行動決定スタイルを分類し、これらを Persona として定義している研究もある [2]。この Persona を用いて、Persona に即した行動をする AI が実現されている [3]。しかし、文献 [3] にて用いられているモンテカルロ木探索の性能よりも RHEA の性能のほうが優れていることが文献 [1] にて示されている。そのため、RHEA の方が Persona をより実現できる可能性がある。

そこで本稿では、RHEA と Persona を組み合わせた AI の提案を行う。提案 AI で用いるゲームジャンルとして対戦格闘ゲームに着目し、プラットフォームには対戦格闘ゲームの FightingICE[4] を用いる。

2. 関連研究

2.1 Rolling Horizon Evolutionary Algorithm

RHEA は、リアルタイムゲームにおける行動決定のための進化的アルゴリズムである [1]。ここで、進化的アルゴリズム (Evolutionary Algorithm : EA) は、生物の集団による遺伝と進化の過程を模倣し、生成された個体群内で世代交代を繰り返して最適解を探索するアルゴリズムの総称である。Algorithm1 に RHEA のアルゴリズムを示す。このとき、パラメータ α は突然変異が起こる確率であり、 t は世代交代を繰り返して評価する一連の流れの時間を表している。Population は個体群を表し、それを操作することによって世代交代と評価を行っていく。

RHEA では、EA と同様に選択、交叉、突然変異の 3 つの遺伝的操作で構成される。最初に、個体群から最も評価の低い個体を 1 体削除し、残りの個体から前述のパ

Algorithm 1 Evaluation of RHEA

Require: $0 \leq \alpha \leq 1$

$t \leftarrow TimeBudget$

if $t > JustBeforeTerminationTime$ **then**

while $!EndTheGame || !ArriveAtDepth$ **do**

 Population $- = 1$

if Probability is α **then**

 Population $+ = MutatedIndividual$

else {Probability is $1 - \alpha$ }

 Population $+ = CrossedIndividual$

end if

end while

end if

if $t = JustBeforeTerminationTime$ **then**

 Evaluate(Population)

 Execute(BestIndividual's Action)

 Population $\leftarrow NewPopulation$

end if

ラメータ α に従った突然変異あるいは交叉を行わせる個体を選択する。個体の選択は、ガウス分布に従ってランダムに個体を選択するガウス選択、もしくは最も評価の高い個体を選択する方法の 2 種類がある。選択する個体を、突然変異の場合は 1 体、交叉の場合は 2 体決定し、その操作で生成した新たな個体を個体群に加える。このとき、突然変異の対象として選択した 1 体の遺伝子のうち 1 つをランダムに変化させる。交叉の場合は、選択した 2 体の遺伝子を確率的に入れ替える一様交叉によって変化させる。

これらの操作を繰り返し、ゲームの終了状態、または一定の深さに達したときに個体を評価し、最良解を求める。個体の評価時には以下の式を用いる。

$$R(s, a) = w_r \times R_{max}(s, a) + (1 - w_r) \times Q(s, a) \quad (1)$$

$$R_{max}(s, a) = \max_{a' \in A(s')} R(s', a') \quad (2)$$

このときの $Q(s, a)$ は現在の状態に至るまでに与えられた報酬の平均であり、 $R_{max}(s, a)$ は次の状態 s' の評価を最大にするアクション a' のことを示している。 w_r は、 $R_{max}(s, a)$ と $Q(s, a)$ のどちらを高く評価するか決定するためのパラメータである。

[†] 立命館大学情報理工学部, Ritsumeikan University of Information Science and Technology

^{††} 立命館大学大学院情報理工学研究科, Ritsumeikan University Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

2.2 Persona

ゲームにおける Persona とは、プレイヤーの行動決定スタイルのことであり、Tychsen らによって定義された [2]. この定義に基づき、Ishii らは対戦格闘ゲームにおける Persona を提案した [3]. Ishii らは、プレイヤーの行動決定スタイルを分類するために、相手との距離と自身の行動に着目し、これらに基づき 2 つの Persona を定義した. 相手に接近して戦うプレイスタイルを RushDown と定義し、相手から離れたり、逃げたりしながら戦うプレイスタイルを Zoning と定義した. これらの Persona についての評価項を、モンテカルロ木探索の評価関数に導入することでプレイヤーが Persona らしい振る舞いをする事が実験によって示されている.

3. 提案手法

本稿では、RHEA と Persona を組み合わせた対戦格闘ゲーム AI を提案する. 提案手法では、RHEA の個体の遺伝子表現を変更し、Persona に関する項を用いた新しい評価関数を導入する. 以下で提案手法の詳細について述べる.

3.1 遺伝子表現

提案手法では、RHEA の個体の遺伝子をプレイヤーの行動で表現する. 本研究で用いる対戦格闘ゲームは、40 種類の行動があるため、遺伝子は 40 種類の行動の中からランダムに選ばれた行動で表現する. 提案手法における個体の遺伝子表現を以下の図 1 に示す.

N =	1	2	...	n
	a_{15}	a_{16}		a_{21}
	a_4	a_1		a_2
	a_1	a_1	...	a_4
	a_4	a_{19}		a_{36}
	a_{32}	a_{23}		a_{26}
	a_{11}	a_4		a_{21}

図 1: 対戦格闘ゲームにおける遺伝子表現

定義された個体数 N だけ個体 (プレイヤーの行動 a の集団) を生成し、その中から突然変異もしくは交叉を行わせる個体を選択して世代交代を繰り返す. その後、次の項目にて定義する評価関数を用いて最良のプレイヤーの行動を実行する.

3.2 評価関数

提案手法では、Persona を考慮した RHEA の評価関数を定義する. 以下の式 (3) に提案する評価関数を示す.

$$Eval = \frac{Action + distance}{3} \quad (3)$$

ここで、Action はプレイヤーの行動に対する評価項であり、distance は相手との距離に対する評価項である. Action では、Persona に定義された行動であれば 1 の評価値を与え、それ以外の行動には 0 の評価値を与える. また、distance では、相手との距離に応じて評価を与える. 例えば RushDown の場合、距離が近ければ 2 の評価値を与え、遠ければその距離に応じて [0,2) の評価値を与える.

4. おわりに

本稿では、リアルタイムゲームに用いられてきた手法である RHEA と Persona と呼ばれるプレイヤーの行動決定スタイルを組み合わせた対戦格闘ゲーム AI について提案した. 今後の課題としては、この提案に基づいた AI を対戦格闘ゲームの FightingICE [4] にて実装する必要がある. また実装した AI の Persona の実現性についても検証する必要がある. 検証では、文献 [3] による AI と RHEA による AI のゲームプレイを比較する被験者実験を行い、RHEA が Persona の実現性においても優れているかどうかを調査する. 更に、RHEA に 2 人のプレイヤーを一括して制御する手法を導入し、観戦者に向けたゲームプレイを生成する AI についても取り組んでいきたい.

参考文献

- [1] Perez Liebana, Diego, et al. "Open loop search for general video game playing." Proceedings of the 2015 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. 337-344, ACM, 2015.
- [2] Tychsen, A., and Canossa, A.: Defining personas in games using metrics, Proceedings of the 2008 Conference on Future Play: Research, Play, Share, ACM, pp. 73-80, (2008).
- [3] R. Ishii, S. Ito, M. Ishihara, T. Harada and R. Thawonmas, "Monte-Carlo Tree Search Implementation of Fighting Game AIs with Personas", in Proc. 2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG2018), Maastricht, The Netherlands, Aug.14-17. 2018.
- [4] F. Lu, K. Yamamoto, L. H. Nomura, S. Mizuno, Y. Lee and R. Thawon-mas, "Fighting Game Artificial Intelligence Competition Platform," in Proc. IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), pp. 320-323, 2013.