

StGA を適用した観察用 AI を用いた自動ゲームバランス分析

Automatic game balance analysis using observation AI applying the StGA

山本 界人† ターウォンマツト ラック†
Kaito Yamamoto Ruck Thawonmas

1. はじめに

本稿では、対戦型格闘ゲームにおける重要な要素である、戦略の優位性についての公平さという観点から見たゲームバランスの分析に着目する。

分析対象となるゲーム中の多くの状況において支配的戦略となるような戦略を、強い戦略と定義し、強い戦略が存在するような場合にはゲームバランスが悪いと評価する。逆に強い戦略がない場合にはゲームバランスが良いと評価する。ゲームバランスが悪いと、プレイヤーは強い戦略を常に選択することで容易に勝利することができる。良いゲームバランスのゲームは勝つための戦略を状況に応じて獲得する必要がある、複雑で面白いものとなる。AI 研究に用いるゲームの開発においても、複雑さは重要な要素であるため、これを保証する必要がある。

本稿では、戦略の強弱に関する情報を与えることで、ゲーム開発者のゲームバランス調整作業の負担を軽減するためのゲームバランス自動分析手法と、その対戦型格闘ゲームに対する適用について述べる。

2. 関連研究

既存の研究としては、分析対象のゲーム上で共進化アルゴリズムに基づき操作される観察用 AI 同士を対戦させ、世代ごとの最大適応度を持つ個体の遺伝子情報から、戦略の強弱関係の可視化を行う手法[1]がある。また、各戦略の利用について制約を設けた AI と制約を設けていない AI を対戦させ、その勝率の比較から戦略の強弱を判断するという手法[2]もある。

共進化アルゴリズムに基づく手法では、各世代において、母集団中のすべての個体について適応度を評価する。この際、適応度の評価関数にゲームの処理に基づくシミュレーションの結果を用いるため、世代ごとの処理時間が大きくなる。このため、ある世代を評価している間にはゲーム状況を変化させることのできないという問題点があり、多くのゲーム状況を持つゲームの評価には適していない。制約付き AI による評価では、各戦略について制約あり、なしでの対戦結果の統計的な情報が必要であり、戦略の数が大きい場合には、大きな計算時間を必要とする。

3. 提案手法

本稿では、既存研究の課題点について、StGA[3]に基づき操作される観察用 AI を利用することで解決を試みた分析手法を提案する。StGA は、ある個体が戦略を実行して得られた結果を元に母集団のすべての個体について評価を更新する学習というプロセスと個体に遺伝的操作を適応するプロセスを繰り返すことで最適な遺伝子を持つ個体を探索する、強化学習と遺伝的アルゴリズムの双方に着想を得たアルゴリズムである。StGA は環境の利得行列が不可視、動的に変化する場合にも、利得を得られる確率が最も大き

くなるような遺伝子を持つ個体に個体分布が収束する。このため、共進化アルゴリズムと同様に強い戦略が存在する場合、その戦略を選択するような遺伝子を持つ個体に個体分布が収束する性質を持ち、ゲームバランスの分析に用いることができると考えられる。また、StGA では 1 回の学習において、ただ 1 つの個体の戦略実行結果に着目し、母集団の全ての個体の適応度を更新する。学習ごとにゲーム状況の更新を行うため、多くのゲーム状況を持つゲームでの強い戦略の探索に適していると考えられる。

StGA を利用したゲームバランスの分析手法について述べる。提案手法は、文献[1]に基づく。観察用 AI は母集団から適応度に応じて確率的に個体を選択する。選択した個体の遺伝子に則って戦略を選択し実行する。その結果をゲーム環境から取得し、個体について適応度更新(以下、選択から適応度更新までの工程を学習とする)を行う。一定回数(以降 n)の学習が終わるたびに、母集団の中で最も高い適応度を持つ個体をデータベースに登録した後、遺伝的操作を行う。一定の世代数(以降 m)と同じ数の個体がデータベースに保存されるとゲームプロセスを終了する。その後、データベースに保存された個体の持つ遺伝子の情報から戦略の強弱の可視化を行う。

3.1 観察用 AI

ゲーム中にプレイヤーが選択可能な全戦略の集合を S 、母集団を POP 、その i 番目の要素を POP_i とする。個体は $8|S|$ のビットからなる数字列で表現され、8 ビットごとに対応する行動の選択度合を符号なし 2 進数として表現する。 i 番目の戦略 S_i に対応するビット列を BS_{S_i} とすると、その個体における S_i の選択確率 P_{S_i} は

$$P_{S_i} = \frac{BIN(BS_{S_i})}{\sum_{k=0}^{|S|-1} BIN(BS_{S_k})} \dots (1)$$

として計算される。式中の $BIN()$ は指数であるビット列を 2 進数として解釈した正値を返す関数である。

母集団の各個体の遺伝子はランダムに 0 か 1 で初期化され、各個体の初期適応度は $1/|POP|$ として与えられる。StGA では、SLA の L_{R-P} を用いて母集団内におけるすべての個体の適応度の再評価を行う。ここで、利得の大きさを考慮した適応度更新を行えるよう、 L_{R-P} の学習率に得られた利得を過去に得られた利得の最大値で正規化する項をかける。遺伝的操作は StGA の定義に基づく交叉、突然変異、選択の操作を学習が一定数行われるごとに行う。

3.2 分析器

本研究で用いた分析器について述べる。要素数が $|S|$ の Score という配列の全要素の値を 0 とする。データベースに保存されたすべての個体について、最も高い選択度合を持つ戦略と同じ番号の Score の要素値を 1 上昇させる処理を行う。その後、Score の各要素値を m で割ることでその

表 1. 設定した定数

	$ S $	$ POP $	α	β	n	m	P_m
意味	戦略数	個体数	正の学習率	負の学習率	学習数	世代数	突然変異確率
値	42	30	0.01	0.01	100	2000	0.1

範囲を[0,1]とする正規化処理を行う。得られた Score の各要素値(以下獲得 Score)についてグラフとして出力することで可視化を行う。

4. 実験環境

本稿における実験は、FTGAICompetition^{*1}の公式プラットフォームである、FightingICE を対象としたケーススタディを行う。FightingICE は対戦型格闘ゲームという種類のゲームである。対戦型格闘ゲームは AI 研究の対象として広く利用されており[4]、状況の数が大きいため、ゲームバランスの分析の検証実験に適すると考えられる。

5. 実験

実験では、FightingICE に存在するキャラクターのうち”ZEN”, ”GARNET”, ”LUD”を対象とする。それぞれのキャラクターのもつ戦略の強弱関係について、提案手法に基づく分析を行うことで、提案手法が対戦型格闘ゲームに適用できるかを確かめる。

戦略と行動を 1 対 1 に対応させ、それぞれの戦略について、提案手法を用いて分析を行う。分析手法に用いるパラメータは表 1 に示す。ゲーム環境のパラメータは FightingICE Ver1.01 のものに従う。ゲーム環境から得られる行動の利得(以下 R) は、(2)式で表されるように、戦略実行前と戦略実行後の自分の HP(HP_{My}) と相手の HP(HP_{Opp}) の差の加減度合である。

$$R = (HP_{My}(t+1) - HP_{Opp}(t+1)) - (HP_{My}(t) - HP_{Opp}(t)) \quad \dots(2)$$

ここで、 t および $t+1$ とは戦略実行前、戦略実行後のゲーム内時間を指す。HP は初期値を 0 とし、ダメージを受けると値が減少する。R は L_R-p で学習に用いる。

6. 結果

分析対象のキャラクターにおける各キャラクターと対戦した際の獲得スコアの 100 試行での平均を縦軸、各戦略を横軸とした際のグラフをそれぞれ図 1,2,3 に示す。得られた獲得スコアについて、 $1/|S|$ を平均値とした正規分布標本に基づいた z 検定を有意水準 0.01 で行った。対戦相手のキャラクターを変えた全ての組で、有意に強いと判断された戦略は、ZEN においては CROUCH_B, CROUCH_FB と AIR_F_D_DFB であり、GARNET においては CROUCH_B, LUD においては THROW_B と CROUCH_B であった。このことより、CROUCH_B に設定されている共通のパラメータ傾向に問題があることが予想される。

7. おわりに

本稿では戦略多様性の観点からゲームバランスを自動的に分析する手法の対戦型格闘ゲームへの適用について、FightingICE を対象にケーススタディを行った。StGA を観察用 AI に用いることで、状況の多いゲームについてもゲームバランスの自動分析を行うことができ、バランス調整の判断基準とすることができることを示した。今後は、自動調整を視野に入れた研究を行う予定である。

*1 FTGAI Competition <http://www.ice.ci.ritsumei.ac.jp/~ftgaic>

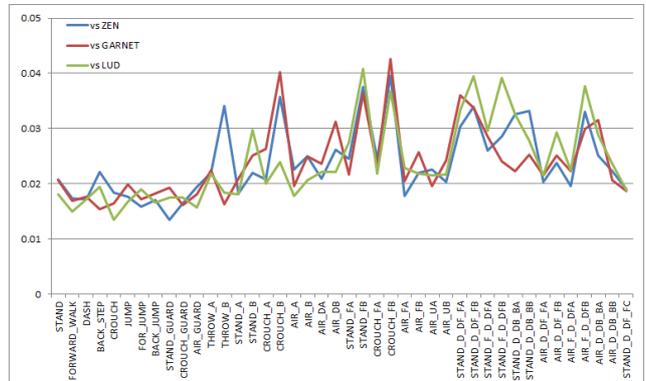


図 1. ZEN の各戦略における平均獲得 Score

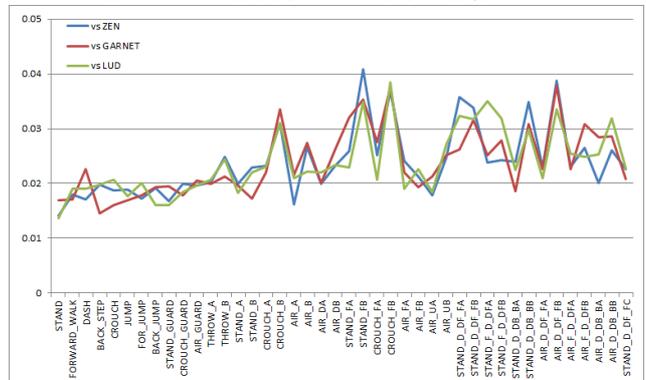


図 2. GARNET の各戦略における平均獲得 Score

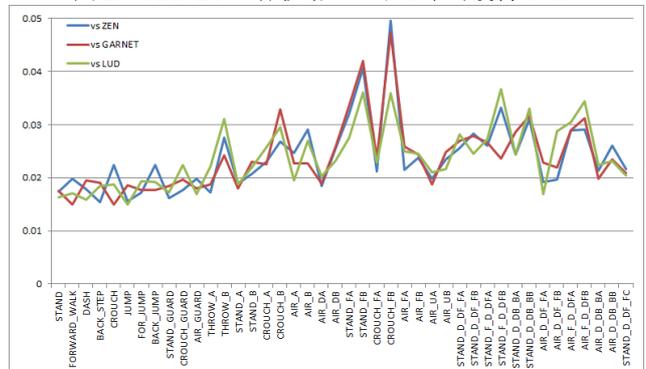


図 3. LUD の各戦略における平均獲得 Score

参考文献

- [1] Leigh, R., Schonfeld, J. and Louis, S. J.: Using coevolution to understand and validate game balance in continuous games, Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, ACM, pp.1563-1570 (2008).
- [2] Jaffe, Alexander, et al. "Evaluating Competitive Game Balance with Restricted Play." AIIDE. 2012.
- [3] Munetomi, M., Takai, Y. and Sato, Y.: StGA: An application of a genetic algorithm to stochastic learning automata, Vol. 27, No. 10, Wiley Online Library (1996).
- [4] 星野, 田中, 濱名克季ほか: 模倣学習により成長する格闘ゲームキャラクタ, 情報処理学会論文誌, Vol. 49, No. 7, pp. 2539-2548 (2008).