

CPS-IoTゼミ 発表資料

指標が未知である対戦型AIの評価手法

2018/03/23

種村 嘉高

猿渡 真之介

関司 達

古谷 恒平

まえがき

AIや機械学習・深層学習といったものを一部に用いたシステムが現状開発されているが、これらのシステムは従来のシステムと異なり

- ・与えられた環境によって動きの変化が大きい
- ・絶対的な正解が存在しない

という様な特徴がある。

そのため、現状では適切に評価を行うことが出来ていないケースが多い。

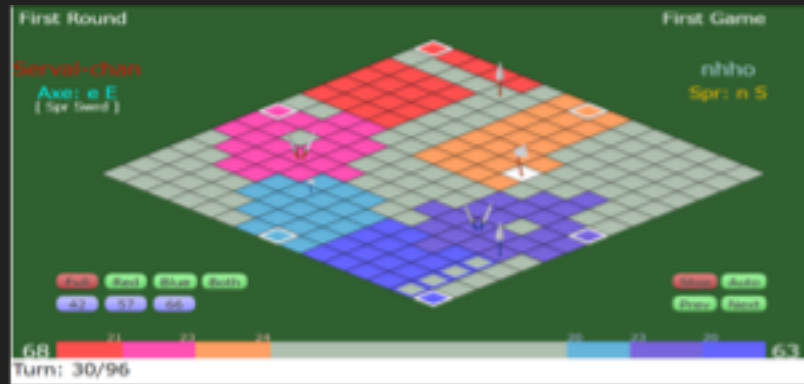
今回は上記のようなAIの評価を効率的に行う手法を対戦型AIのプログラミングコンテスト "Samurai Coding" を題材として研究した。

"SamurAI Coding"とは

"SamurAI Coding"とはゲームをテーマとした人工知能およびプログラミングのスキルを競い合う、国際的な対戦型AIプログラミングコンテストである。

今回は2016年度のSamurAI 3x3を題材とする。

SamurAI 3x3 (サムライ・スリー・オン・スリー)は、異なる武器を使う3人のサムライが軍団を組み、同じく3人のサムライからなる相手軍団と対戦して、獲得した領地の広さを競うゲームである。



ValidationとVerification

一般的な検証としてValidationとVerificationがある。

- Validation: プロダクト、サービス、システムなどが顧客や特定のステークホルダーのニーズを満たしていることを確認する
- Verification: プロダクト、サービス、システムなどが規制、要求、仕様、指定された条件などに適合しているかどうかを評価する

Verificationに関しては従来の手法（テストコードによるユニットテストなど）が有効である。

今回は対戦型AIのValidationに対して有効な手法がないかを調査する。

対戦型AIのValidation

現在AIの評価方法としては達成すべき指標をどれだけAIが達成しているかで評価するなどといったものがある。

しかし、AIによってはゴールが明確でもそれを実現するためにはどのような点が重要であるかが未知なものもある。

絶対的な指標が未知な状態でAIの評価をすることができる方法を考察、実験する。

今回、自分以外のAIもしくは人間の行動が判断に影響される対戦型AIの評価方法について考える。

一般的なAIのValidationについて

AIにおける絶対的な評価指標は存在しない。

→様々な側面から評価指標を設定し、総合的に分析するしかない。

評価したいAIに対して適当と思われる評価指標を設定し、その指標で評価を行う。

評価指標に基づいたテストを行うとなったとき、どのようなテストケースが「最適」であるかがわからない。

→Search based testingが「最適」なテストケースを探索するのに有効。

Search based testing

なるべく最適な結果に近い結果を求めるヒューリスティックな手法で評価に最適なテストケースを求めてテストを行う手法。

例: ロボット掃除機の効率と衝突回避の性能を Search based testing で評価する。
→ 効率が最悪になりやすい、最頻の衝突回数になりやすい環境設定のテストケースを遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)で求める。[1]
(遺伝的アルゴリズムについては後述)

[1] Nguyen, Cu D., et al. "Evolutionary testing of autonomous software agents." *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems* 25.2 (2012): 260-283.

対戦型AIの要求仕様

今回のような対戦型AIに期待すること

対戦相手を環境とみなし、プレイヤーAIがあらゆる環境でも勝利条件を満たせる。

より良い対戦型AIとは? (今回のようなスコア制の対戦型AIを考慮)

- ・ 定義: 強いAI = さまざまな敵AIに対して高スコアで勝利

例えばGreedyアルゴリズムに従って動く敵AIにおいてパラメータ調節した際、プレイヤーAIのスコアが敵AIよりも低くなることもある。→Validationが不十分

対戦型AIへのSearch based testingの適用(1/2)

Search based testingが対戦型AIのようなケースに対しても適用可能か検証

敵AI(=環境)に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いて敵AIのスコアが最も高くなるパラメータを探索

→プレイヤーAIの弱点が顕著に現れる評価環境を効率的に見つける

得られた評価関数からプレイヤーAI修正のヒントを得る、修正前後での変化を確認するといったことが可能である

対戦型AIへのSearch based testingの適用(1/2)

プレイヤーAIではなく敵AIに遺伝的アルゴリズムを適用する理由

- ・プレイヤーAIの性能評価が目的 (Validation)
- ・敵AIのみに特化したプレイヤーAIが得られる恐れがある (他のAIに勝てない)
- ・プレイヤーAIの挙動がブラックボックス化するのを避ける

等

遺伝的アルゴリズムにより敵AIのパラメータ等の最適化を効率的に行ってくれる
→強いAIがわからなくとも弱点を見つけられる (Search based testingの強み)

実験

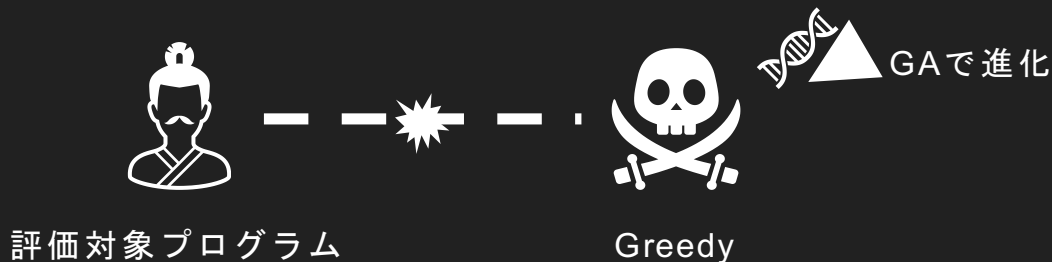
Samurai AI 2016に用意されている“Greedy”を活用し、Search based testingにおけるGAの有用性の検証を行う。

“Greedy”概要:

自身の行動を静的に決められた3つのパラメータ(領域確保、攻撃、隠伏)に基づいて決定する

→

個々のパラメータを32段階(計32,768種)に設定し評価対象プログラムに対して最も強い設定をGAで探索する



実験 GAの詳細(1/2)



Greedy

遺伝子情報に基づき行動を決定

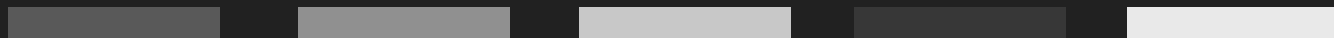
例	領域確保=22					攻撃=14					隠伏=7				
Number	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Value	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1

遺伝子

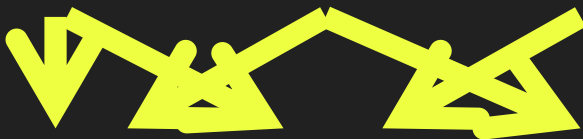
遺伝子
プール

実験 GAの詳細(2/2)

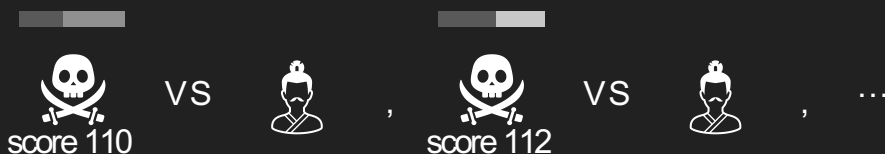
遺伝子
プール



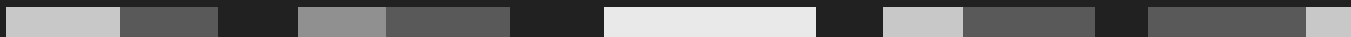
1)ランダムに
遺伝子を交叉



2)個々の遺伝子
同士で対戦



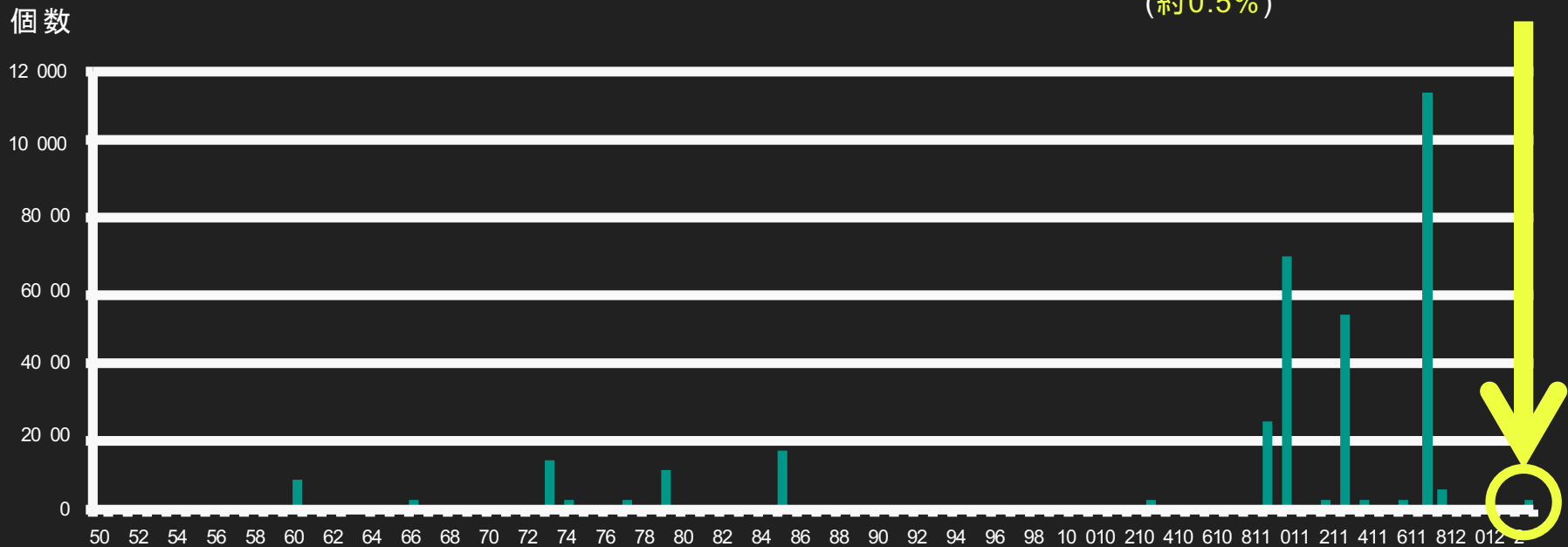
3)強い遺伝子を残す
(世代交代)



1)~3)を繰り返して評価対象のプログラムに対して強い対戦相手を探索する

実験 参考)32,768種 総当対戦結果

最大スコア=123
となるパラメータは165個
(約0.5%)



結果

- ・ 遺伝子プール数 5個、1世代で15対戦を20世代繰り返すことで (=300対戦≒全体の約0.9%)で最大スコアとなる123の結果が得られた。
(10回試行して9回到達、未到達時のスコアは118)

→全体の約0.9%の探索で上位0.5%のスコアのデータが得られた