

# 計算機科学実験 2 ソフトウェア報告書 4

2021 年度入学 学籍番号:1029-33-1415 安済翔真

2022 年 11 月 17 日

## 課題 4.1

マリオ AI のフォルダの中に合った LearningWithGA.java と GAAgent.java をもとに課題 4 に取り組んだ。

## 実施内容

課題 4 のコースは難易度が高いと聞いていたため、ルールベースでの実装はやめて遺伝的アルゴリズムを用いて取り組んだ。遺伝的アルゴリズムについては wikipedia の遺伝的アルゴリズムを参考にした。1 世代あたりの個体数は 100、交叉は一様交叉、突然変異の割合は全体の中から 5% の染色体に対して、染色体の 5% のビットを反転させるという方式をとった。

次世代の染色体を作る際の選択の仕方については、LearningWithGA の実装を参考に、評価値の高い 2 個体はそのまま次世代にも採用し、それ以外については評価値の高い染色体ほど選ばれやすくなるような方式で選択を行った。評価関数について、まずははじめはマリオが死んだ段階でコースを何マス進むことができていたかを評価関数として用いた。しかしこの評価の方法では学習を第 1000 世代まで進めても  $x = 130$  あたりにある高い壁を乗り越えることができなかった。そこで、壁を乗り越えるために、 $x = 110$  あたりからは評価関数に「マリオが死ぬまでに到達した高さの最大値」を加える方針をとった。

その結果、マリオは画面外の高さまで到達してそのまま高い壁を乗り越えることができた。(図 1, 2) しかし、壁を乗り越えた後でも何度か学習が止まってしまった。そこで、突然変異の起こる確率を 5% から 10% に上げる方法を試した。その結果マリオが到達する距離は増加したが、ゴール



図 1



図 2

にたどり着くまでに学習が止まってしまった。そこで、最後に、学習が止まった段階からまた別の遺伝子を新たに作成して、新しい遺伝子に従って行動を決定するようプログラムを大幅に変更した。何度か遺伝子の切り替えを行った結果、ゴールにたどり着くことができた。

## 実行結果

### 1 実行結果

```
1 [~ Mario AI Benchmark ~ 0.1.9]
2
3 [MarioAI] ~ Evaluation Results for Task: BasicTask
4     Evaluation lasted : 26486 ms
5     Weighted Fitness : 9498
6         Mario Status : WIN!
7         Mario Mode : small
8     Collisions with creatures : 2
9         Passed (Cells, Phys) : 256 of 256, 4096 of 4096 (100% passed)
10    Time Spent(marioseconds) : 43
11    Time Left(marioseconds) : 156
12        Coins Gained : 74 of 381 (19% collected)
13        Hidden Blocks Found : 0 of 0 (0% found)
14        Mushrooms Devoured : 0 of 0 found (0% collected)
15        Flowers Devoured : 0 of 1 found (0% collected)
16            kills Total : 39 of 135 found (28%)
17            kills By Fire : 20
18            kills By Shell : 0
19            kills By Stomp : 19
20    PunJ : 0
21
22    min = 20.0
23    max = 20.0
24    ave = 20.0
25    sd = NaN
26    n = 1
```

## 結論と考察

コースの途中で使用する遺伝子を変更するという方法を取ることで、効率的に学習を進めることができた。課題



4.2 や 4.3 についても同様の手法を用いてどこまで進むことができるか試していきたいと感じた。

## 課題 4.2

課題 4.1 で用いた「コースの途中で使用する遺伝子を変える」という手法をベースとして課題 4.2 に取り組んだ。

### 実施内容

まずは課題 4.1 に取り組む際に用いたアルゴリズムを用いて課題 4.2 のコースでも学習を行った。課題 4.1 では高い壁を超るために高さに関する評価値を多めに設定していたが、課題 4.2 においてはそれによって無駄にジャンプをしてしまったり、かえって前に進みにくくなるということが起こっていた。そのため、評価関数で用いたパラメータを少し変更し、高いところに到達したときに与える報酬を課題 4.1 のときに比べて大幅に減らした。その結果、順調にコースを進むことが出来た。途中、上と下に分かれる部分があったが、上のルートのほうが進む難易度が低かったためその近辺においては評価関数のパラメータを一部変更して高いところに到達したときに与える報酬を増やし、上のルートをマリオが通るよう工夫した。下のルートを通っていたときは 5 マスほど進んだところでマリオが停止して学習が進まなくなっていたが、上のルートを通過することによって一気に 30 マスほど進むことができるようになった。そのまま学習を重ねた結果、見事ゴールに到達することができた。

### 実行結果

#### 2 実行結果

```
1 [~ Mario AI Benchmark ~ 0.1.9]
2
3 [MarioAI] ~ Evaluation Results for Task: BasicTask
4     Evaluation lasted : 38827 ms
5     Weighted Fitness : 6304
6         Mario Status : WIN!
7             Mario Mode : small
8     Collisions with creatures : 2
9         Passed (Cells, Phys) : 256 of 256, 4096 of 4096 (100% passed)
10    Time Spent(marioseconds) : 63
11    Time Left(marioseconds) : 136
12        Coins Gained : 6 of 269 (2% collected)
13        Hidden Blocks Found : 0 of 0 (0% found)
14        Mushrooms Devoured : 0 of 3 found (0% collected)
```

```

15      Flowers Devoured : 0 of 0 found (0% collected)
16          kills Total : 0 of 0 found (0%)
17          kills By Fire : 0
18          kills By Shell : 0
19          kills By Stomp : 0
20      PunJ : 0
21
22  min = 0.0
23  max = 0.0
24  ave = 0.0
25  sd = NaN
26  n = 1

```

---



## 結論と考察

課題 4.1 同様、コースの途中で使用する遺伝子や評価関数を変更するという方法を取ることで、効率的に学習を進めることができた。課題 4.3 では敵の数が大幅に増加し、これまでの手法を単純に真似するだけでは学習の効率が悪いと考えられる。課題 4.3 に向けてより良い学習アルゴリズムを考える必要があると感じた。

## 課題 4.3

課題 4.1, 4.2 で用いた「コースの途中で使用する遺伝子を変える」という手法をベースとして課題 4.3 に取り組んだ。

## 実施内容

まずは課題 4.2 で用いた遺伝的アルゴリズムをそのまま用いて学習を進めた。課題 4.3 のステージではスタート直後に大量の敵と大きな穴があるため、 $x = 21$  のあたりで学習が止まってしまった。そこで、突然変異の発生確率を 10% から 15% に上げて学習を行ったところ、はじめの大きな

穴を飛び越えることができた。また、評価関数についても、今まででは「マリオが到達した最も高い位置」だけを見て高さに関する評価を決めていたが、課題 4.3 ではそれに加えて「高いところにいた時間」も評価に加えた。それによってマリオがより高い位置を維持するようになり、敵を踏みつける確率が増えることを期待した。これによって何度か使う遺伝子を切り替えながらコースを順調に進んでいった。

途中で課題 4.2 のように上のルートと下のルートで分岐する場面があったため、その辺だけ高さに関する報酬を増やして上のルートを通るようにした。以上のような工夫により 4.3 のステージをクリアすることができた。



図 3 この辺りから高さに関する報酬を増やす

## 実行結果

### 3 実行結果

```

1 [~ Mario AI Benchmark ~ 0.1.9]
2
3 [
4   MarioAI] ~ Evaluation Results for Task: BasicTask
5     Evaluation lasted : 30068 ms
6     Weighted Fitness : 7726
7       Mario Status : WIN!
8       Mario Mode : small
9       Collisions with creatures : 2
10      Passed (Cells,
11          Phys) : 256 of 256, 4096 of 4096 (100% passed)
12      Time Spent(marioseconds) : 49
13      Time Left(marioseconds) : 151
14      Coins
15        Gained : 8 of 70 (11% collected)
16      Hidden Blocks Found : 0 of 15 (0% found)
```



図 4 期待通り上のルートを通る

```

14      Mushrooms
15      Devoured : 0 of 0 found (0% collected)
15      Flowers
15      Devoured : 0 of 0 found (0% collected)
16      kills
16      Total : 23 of 220 found (10%)
17      kills By Fire : 0
18      kills By Shell : 8
19      kills By Stomp : 14
20      PunJ : 0
21
22      min = 0.0
23      max = 0.0
24      ave = 0.0
25      sd = NaN
26      n = 1

```

---

## 結論と考察

今回、1つのコースに対して複数の遺伝子を切り替えながら進めるという手法によって効率よく学習を進めることができた。一方、この方法では実行時に大量のメモリを消費したり、遺伝子のロードに時間がかかったりという課題点がある。単にコースをクリアしたからと言って満足するのではなくより良いアルゴリズムを考えていく必要があると感じた。

