

# TETRIS の AI を強化する

cookie4869

# 技術チャレンジ部とは

- ・技術関係のさまざまな自主的な取り組みを行う部活動
- ・プロコンへの参加、アルゴリズム輪講、VR の実験などを行っている
- ・社員ならだれでも参加できる！

たまたま 掲示板 で 「Tetris で AI を学ぼう」を発見し参加することに。



Tetris の AI を学ぶことに

# TETRIS プログラムのしくみ

Start.py から開始。テトリスのプログラムは運営から提供される。  
競技者は Block\_Controller.py をカスタマイズして競い合う。

Start.py  
起動条件規定

Game\_Manager.py  
Game 全体の進行  
点数、ルール管理

画面描画

タイマイイベント  
動作取得

ブロック操作

状態

描画

Board\_Manger.py  
ブロック (テトリミノ) の管理  
フィールドの管理

ブロック配置

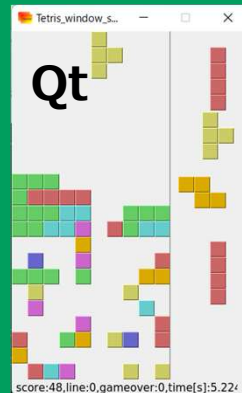
フィールド状態

ゲーム情報、フィールド状態

ブロック操作

ブロック	Shape1	Shape1	Shape1	Shape1	ShapeO	Shape5	ShapeZ
初期形状							
1回の移動に必要な回数	2	4	4	4	1	2	2

形状



ブロック順

初期ブロック

更新頻度

level1

固定

なし

約1秒

level2

ランダム

なし

約1秒

level3

ランダム

あり

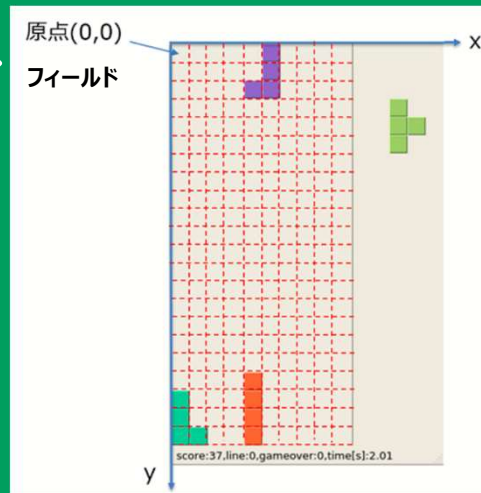
約1秒

level3+a

ランダム

あり

約0.001秒



Block\_Controller.py

GetNextMove 関数でフィールド状態から次の操作を決定する  
各自変更可能ここを変更して競う

# TETRIS の AI のしくみ (推論)

Block\_Controller.py の GetNextMove 関数中で下記のような形で処理を行う。

ゲーム情報

**GetNextMove**

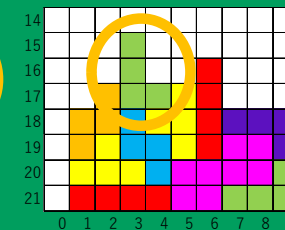
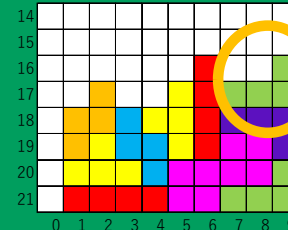
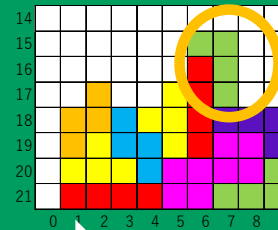
ゲーム状態が渡され次の Action を決定する

フィールド状態

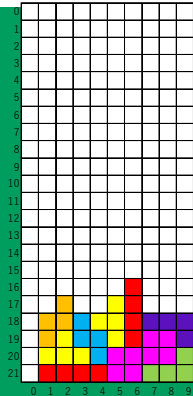
全ての次の局面の  
フィールド状態

**Get\_next\_func (get\_next\_states)**

次の局面としてあり得る全てのケースを作り出し Model に渡して評価値を出す



...

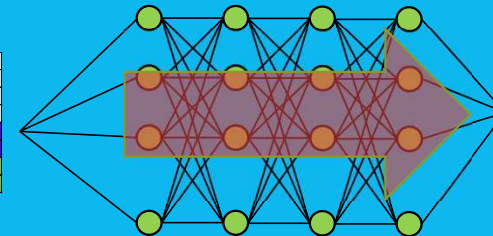
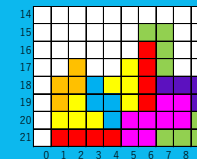


全ての次の局面の  
フィールド状態

全ての次の局面のフィ  
ールド評価値

**Model**

フィールド状態の評価値を算出するネットワーク  
次のシートで説明する学習の結果生成される  
Deep Q network, MLP などがある。



評価値(Q値)

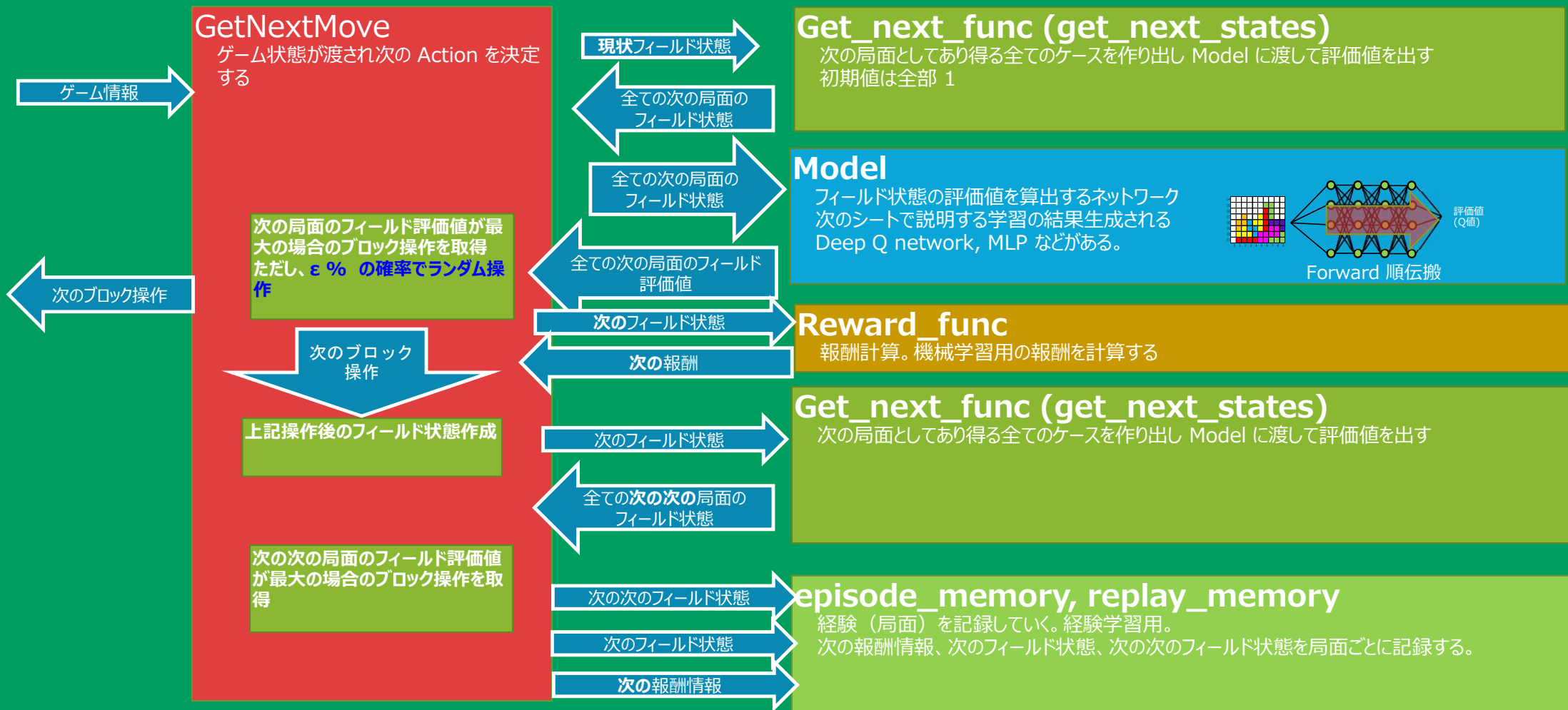
Forward 順伝搬

次のブロック操作

フィールド評価値が最大の場合  
のブロック操作を取得

# TETRIS の AI のしくみ (学習1)

Block\_Controller.py の中で下記のような形で処理を行う。



# TETRIS の AI のしくみ (学習2)

Gameover 時、もしくは規定の局面数に達したら実行される update 関数内で episode\_memory を学習する。(経験学習; Experience Learning)

## Update

- Gameover 時、もしくは規定の局面数に達したら実行される
- 大会は 180 局面で終了のため、180でもよいが、よりいろいろな局面を体験させるため大きくすることもある。
- Update の繰り返しにより Model が完成されていく。1日単位の作業になることも。

報酬情報、  
フィールド情報

報酬情報、  
フィールド情報

512(batch) 個の  
報酬情報、  
フィールド情報

512(batch) 個の  
報酬情報、  
フィールド情報

512(batch) 個の  
報酬と局面評価値の差分

512(batch) 個の  
報酬情報  
フィールド情報

Optimizer 更新指示

## episode\_memory(1ゲーム), replay\_memory

経験 (局面) を記録していく。経験学習用。  
次の報酬情報、次のフィールド状態、次の次のフィールド状態を局面ごとに記録する。

PER: 優先順位つき経験学習 Prioritized Experience Learning

## PER.sampling

過去の履歴と比べて報酬変化の大きいものを優先した形(priority 付)でランダムで replay\_memory を 512 (batch) 個抽出

## PER.update\_priority

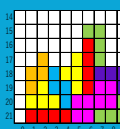
「次の次」と「次」の局面の間で報酬変化、評価値変化の割合から上記 sampling に使う優先順位を再設定

## Model

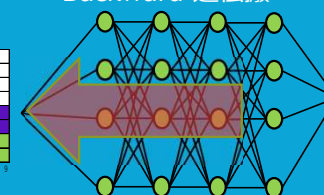
フィールド状態の評価値を算出するネットワーク

### 報酬情報とフィールド評価値の差を学習

Optimizer により学習率が調整される  
Target net として最近 500回の学習で最もよい成績だった Model を比較対象としている。



Backward 逆伝搬



評価値(Q  
値)

## Optimizer.step

学習率を決定する。(どの程度フィールド評価値を変化させるか)

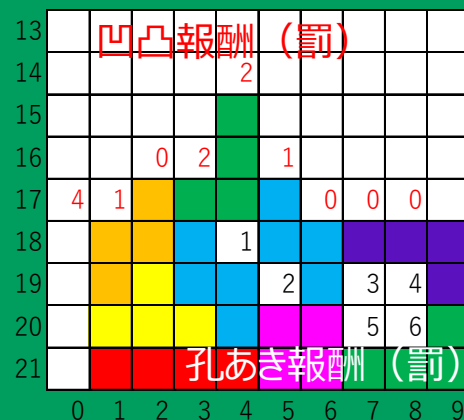
# TETRIS の AI の強化1

強化のポイントはいくつかある。

## Reward\_func

報酬計算。

- ・ラインを消したときの報酬だけでなく、いろいろな報酬を決めることにより、より学習を最適化できる。
- ・高さが高いと罰、凹凸がひどいと罰、孔が開いたら罰などが考えられる。その罰をどの程度の割合でするかが重要となる。



## Tetris Rule

- ・従来のプログラムは一番上の行から Drop (落下) させているため、下に置く直前で回転させたりすることができない。その機能を導入するという手も。  
→T-spin などで高得点にするルールがないためあまりメリットなし。

## Model

フィールド状態の評価値を算出するネットワーク  
Deep Q network, MLP のどちらにするか  
今のところ Deep Q network が安定動作

推論時の使い方も重要

Target net をどのように設定するかも学習の安定度に影響  
学習時のランダム操作設定 $\epsilon$ は少しずつ減らす必要があるが減らし方によっても学習が変化

## Optimizer

学習率を変えてみる。  
ADAM という学習率調整法が最適。

## PER

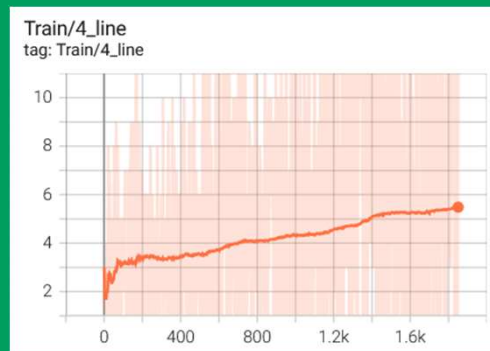
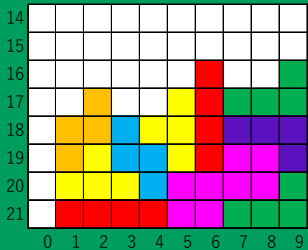
Batch サイズの変更。大きくすると学習が遅くなる  
割引率 $\gamma$ により評価値変化をどれだけ重視するか決定。大きくすると報酬の評価が低下。  
 $\beta$  で優先順位の高いものを何次関数で割合を上げるか決定。大きくすると報酬変化の大きいものばかりピックアップ。長い準備を要する場合は大きくしすぎない方がよい。  
 $\alpha$  で優先順位そのものを重視するか決定。優先順位をつけずに進めると評価に時間がかかるが、網羅的にはなる。

# TETRIS の AI の強化2

自分は下記のような強化を行った。強化の際は学習状況閲覧ツールの Tensorboard を利用

## Reward\_func

高さについてはある程度許容。  
左端についてはブロックをある程度積まないようにすることに対し報酬を与えた。  
4ライン消し (テトリスねらいのため)

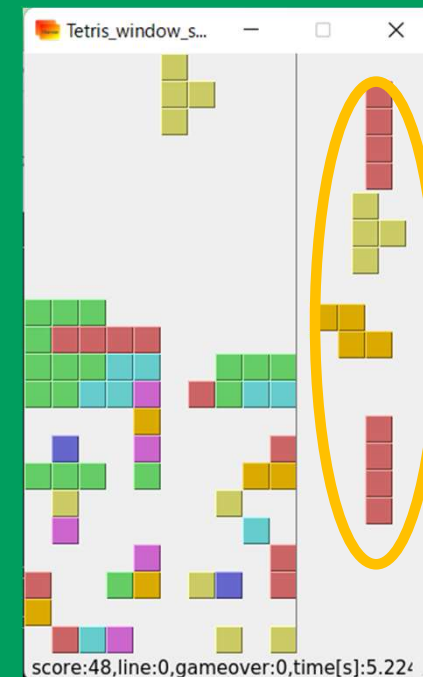


・単純にこれの導入だけではあまり強くならない。強引に導入すると逆に点数は悪化する。

・しかし右の推論修正により劇的に点数が向上。

## Model

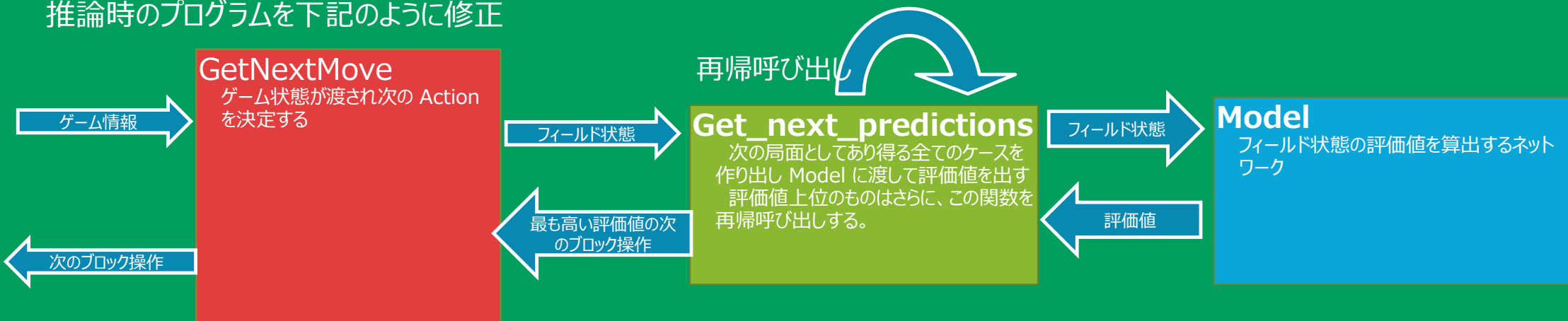
- ・推論時に次の局面だけでなく、次の局面も予告ブロックも推論に入れるよう修正。
- ・Level 3 では動的な Model 変更も導入。





# TETRIS の AI の強化3

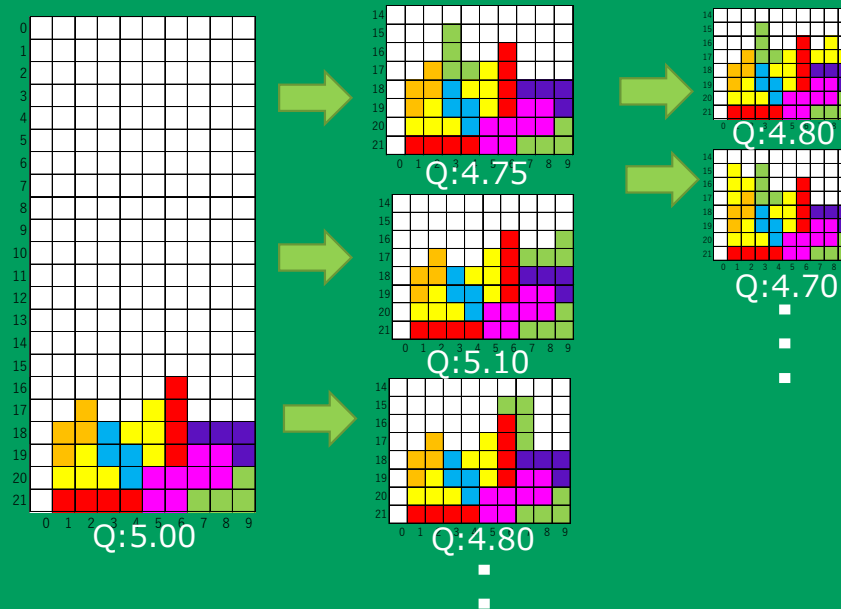
推論時のプログラムを下記のように修正



- ・上位5局面について次の手を読むようにした。
- ・5手先まで予告があるが、そこまで読むと大会規定の1秒に推論が間に合わないので、4手先に限定。
- ・最初は4手先の評価値を最も高いものとしていたが、テトリス(4 lines 消し) が途中にあると4手先の評価値が急降下することがあるため、評価値は手順上のMAX値とした

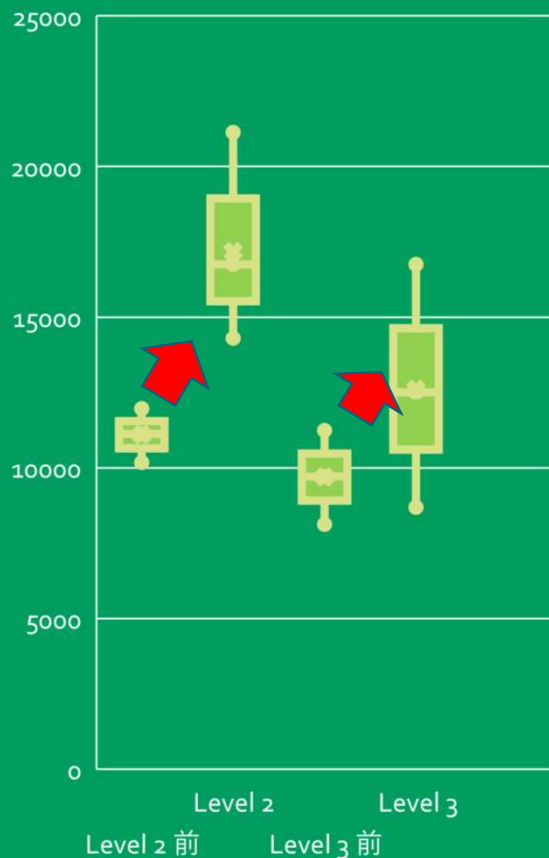
将来は….

- ・枝刈りと呼ばれる分野のプログラムとなるが、評価値による最適化も可能かもしれない…。
- ・時間規定による推論中止を導入すればもっと深く読めそう。(PC能力による差を吸収できる！)



# 結果

## 強化結果



強化の結果大幅に点数は向上した。

前回大会の Level 2 優勝点数が 12000 だったことを考えると大幅な向上だった。

また、大会では Level 2 のブロック乱数がかなり厳しかったが何とか Level2, Level3ともに優勝することができた。

※Level 3 は局面による Model 切り替え法を採用している。

## Level2 大会

1回戦		準決勝		決勝	
● [初] cookie4869	byte	● [初] cookie4869	15642	● [初] cookie4869	13882 1st
-	-	● [初] tuyosi1227	13971	● [初] krymt28	12558 2nd
● [初] TsuchiyaYosuke	10982	-	-	● [初] tuyosi1227	11689 4th
● [初] tuyosi1227	11999	● [初] krymt28	12616	● [2] bushio	11881 3rd
● [初] krymt28	13181	● [2] bushio	11788	-	-
● [初] qbi-sui	12913	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-
● [2] bushio	byte	-	-	-	-

## Level3 大会

2回戦		準決勝		決勝	
● [2] isshy-you	9763	● [2] isshy-you	-	● [初] cookie4869	15100 1st
● [初] AtsutoshiNaraki	8577	● [初] cookie4869	-	● [初] obo-koki	12107 2nd
● [初] ryochinbo	6946	-	-	● [2] isshy-you	5459 4th
● [初] cookie4869	13473	-	-	● [2] bushio	11492 3rd
● [初] tuyosi1227	10600	-	-	-	-
● [初] obo-koki	14675	● [初] obo-koki	-	-	-
-	-	● [2] bushio	-	-	-
● [初] krymt28	8507	-	-	-	-
● [2] bushio	13496	-	-	-	-

## まとめ

- ・ Tetris で Pytorch を使ったAIの機械学習を学ぶことができた
- ・ 機械学習の一連の手順、およびさまざまなパラメータを学ぶことができた。
- ・ 機械学習は時間をかければ、シンプルな報酬体系でも最後はそれなりの学習効果が出る可能性があるが、現実的な時間で対応するには、複雑な報酬体系が必要
- ・ 規定時間内での処理を考えると、まだまだ推論の仕方に最適化の余地がある
- ・ 暑い夏は機械学習には不向きである！！