

# 卒業研究報告書

---

題 目

深層強化学習に基づく  
トレーディングカードゲーム環境の構築

---

研究グループ 第1研究グループ

指導教員 森 直樹 教授

令和4年( 2022 年 )度卒業

( No. 1201201100 ) 西村 昭賢

---

大阪府立大学工学域電気電子系学類情報工学課程

## 目次

1	はじめに	1
2	要素技術	2
2.1	OpenAI Gym	2
2.2	Q 学習	2
2.3	Deep Q Network	3
2.4	Genetic Algorithm	4
2.5	Nondominated Sorting Genetic Algorithm II	5
3	提案手法	7
3.1	提案手法 1: 数値実験用の TCG 環境	7
3.1.1	プレイヤー	7
3.1.2	カード	8
3.1.3	ゲームの流れ	9
3.2	提案手法 2: DQN によるデッキ内のカードパワーの定量的な評価方法	9
3.3	提案手法 3: 調整するカード枚数を最小限に抑えた TCG 環境のゲームバ ランス最適化手法	10
3.3.1	関連研究	10
3.3.2	提案手法 3 の説明	11
4	実験方法	12
4.1	実験 1	12
4.1.1	対戦相手	13
4.1.2	状態空間, 行動空間, 報酬の定義	14
4.1.3	DQN のパラメータ	15
4.2	実験 2	16
4.3	実験 3	16
4.3.1	GA のパラメータ	17
5	結果と考察	21
5.1	実験 1: 結果と考察	21

---

5.2 実験 2：結果と考察 . . . . .	23
5.3 実験 3：結果と考察 . . . . .	25
6 まとめと今後の課題	31
謝辞	32
参考文献	33

## 図目次

2.1	OpenAI Gym が提供している様々な学習環境 . . . . .	2
2.2	DQN のアルゴリズムの疑似コード <sup>[1]</sup> . . . . .	4
2.3	NSGA-II のアルゴリズムの概要 <sup>[2]</sup> . . . . .	6
3.1	ゲームエンジン Unity で作成した TCG 環境イメージ画像 . . . . .	8
4.1	アグロの疑似コード . . . . .	14
4.2	コントロールの疑似コード . . . . .	19
4.3	深層強化学習における諸定義の際の TCG 環境イメージ . . . . .	20
5.1	実験 1 における学習中の平均獲得報酬の推移 . . . . .	22
5.2	提案手法により得られた解と関連研究の最終世代の良好な解 . . . . .	28

## 表目次

4.1	強いカード, 弱いカードを 1 種類ずつ恣意的に加えたデッキ . . . . .	12
4.2	アグロの対戦相手のデッキ . . . . .	13
4.3	コントロールの対戦相手のデッキ . . . . .	13
4.4	勝率調整済みの環境における 10000 回のゲーム実行後の先攻の勝率 . . . .	15
4.5	定義した状態空間 . . . . .	15
4.6	定義した行動空間 . . . . .	16
4.7	DQN のパラメータ . . . . .	16
4.8	実験 3 の問題設定における未調整の際のデッキ間の先攻の勝率 . . . . .	17
4.9	GA のパラメータ . . . . .	17
4.10	実験 3 の問題設定における TCG 環境 . . . . .	18
5.1	後攻の戦略を変化させた場合の勝率比較 . . . . .	21
5.2	選択された総数が多い行動上位 10 個 . . . . .	23
5.3	各カードが盤面にプレイされた総数 (降順) . . . . .	24
5.4	アグロ同士におけるカードを 1 種類ずつ除いたときの先攻の勝率 . . . . .	25
5.5	学習済みエージェント同士におけるカードを 1 種類ずつ除いたときの先攻 の勝率 . . . . .	26
5.6	同戦略同士の対戦において先攻側の各カードが盤面にプレイされた総数 (降 順) . . . . .	27
5.7	調整されるカード種類数を増やしながら単目的 GA を適応した結果 . . . .	28
5.8	各手法で得られた最も良好な解の適応度 . . . . .	28
5.9	単目的 GA により得られたデッキ . . . . .	29
5.10	多目的 GA によって得られたデッキ . . . . .	29
5.11	提案手法において最も良好な解が表すデッキ . . . . .	30
5.12	単目的 GA で調整した時の環境における先攻の勝率 . . . . .	30
5.13	多目的 GA で調整した時の環境における先攻の勝率 . . . . .	30
5.14	提案手法で調整した時の環境における先攻の勝率 . . . . .	30

## 1 はじめに

近年, 人工知能に関する研究分野は目覚ましい発展を遂げており様々な分野に応用されている. その中でも人間の学習プロセスに近いとされる強化学習と深層学習を融合した深層強化学習は自動運転やロボット, 推薦システム等の実生活の問題解決への応用例が数多く報告されている [3][4][5]. 実世界の問題解決への応用だけでなく, 深層強化学習はゲームへの応用も盛んである. 特に将棋や囲碁といった, プレイヤーが意思決定をする段階でそれ以前の意思決定の過程がすべて把握可能な完全情報ゲームへの応用においては AlphaGo [6], AlphaZero [7] を筆頭に現役のプロプレイヤーを圧倒する性能を残しており成果が顕著である. 最近では麻雀やポーカーのような, プレイヤーに与えられる情報が部分的である不完全情報ゲームへの応用も注目されている.

本研究では不完全情報ゲームであるトレーディングカードゲーム (TCG) 環境への深層強化学習の適用と深層強化学習を用いたゲームバランス調整手法を提案し, 独自に構築したトレーディングカードゲーム環境を用いて数値実験することでその有効性を示す.

以下に本論文の構成を示す. まず, 2 章では本研究で用いる要素技術について, 3 章では関連研究と提案手法について説明する. 4 章で実験方法の説明をし, 5 章で実験結果と考察を示す. そして, 6 章に本研究のまとめ及び今後の課題について述べる.

## 2 要素技術

### 2.1 OpenAI Gym

OpenAI Gym<sup>[8]</sup> は非営利企業 OpenAI が提供する強化学習のシミュレーション用ライブラリであり、強化学習の環境として図 2.1 に示すように多くのゲーム、シミュレータが登録されている。さらには提供されているインターフェースに沿って、エージェントの行動空間や状態空間、報酬などを定義、実装することで独自の強化学習環境を構築し利用することができる。また、様々な強化学習用ライブラリに対応しているため比較的容易に強化学習を試すことができる。

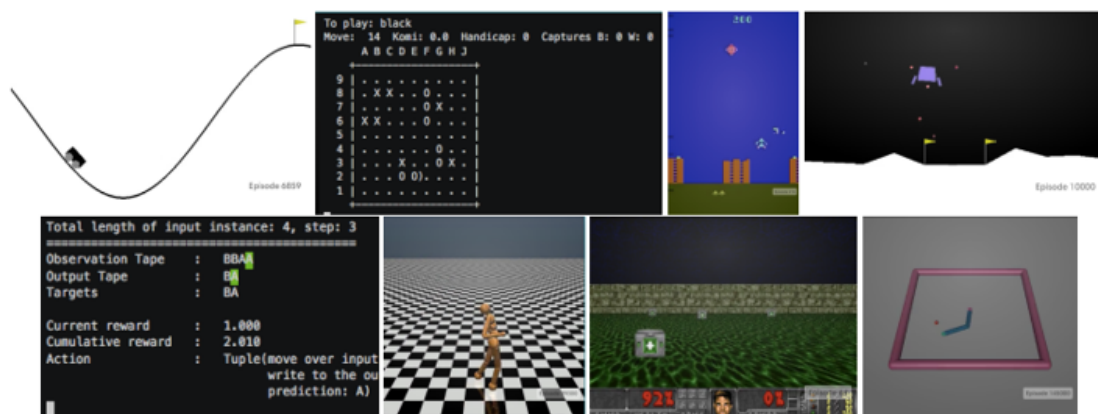


図 2.1: OpenAI Gym が提供している様々な学習環境

### 2.2 Q 学習

強化学習では、エージェントが行動することで環境における状態が変化し報酬を得る。強化学習における行動はその直後に獲得する報酬の大きさではなく、未来に渡っての報酬の総和を見積もった値である「価値」の最大化に繋がるかという観点で評価される。価値の最大化を目指す場合にはある状態  $s$  において行動  $a$  をとった時の価値が分かればよい。この価値のことを Q 値、あるいは行動価値関数と呼ぶ。この Q 値を基に行動を選択していく価値ベースの強化学習手法において代表的な手法が Q 学習である。Q 学習ではエージェントの 1

ステップごとに (2.1) 式に示す更新式で  $Q$  値を更新する.

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha(r_{t+1} + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)) \quad (2.1)$$

なお  $t$  は時間,  $r$  は報酬,  $\alpha$  は  $Q$  値の更新度合いを表す学習率,  $\gamma$  は将来の価値の割引度合いを表す割引率である.

また,  $Q$  学習に代表される強化学習においては環境の調査を目的とする探索と, 探索により得られた良い報酬を得ることができる経験の活用をそれぞれの程度にすればよいかといういわゆる「探索と活用のトレードオフ」という問題が発生する. これを解決する手法として一般的なものが  $\epsilon$ -greedy 法である.  $\epsilon$ -greedy 法では確率  $\epsilon$  でランダムに行動し探索, それ以外では  $Q$  値が最も高い行動を選択することで探索と活用のバランスをとっている.

## 2.3 Deep Q Network

$Q$  学習を実際に実装する場合, 状態と行動をインデックスとした  $Q$  値のテーブルを作成する. しかし状態空間や行動空間が高次元である, あるいは状態や行動が離散値ではなく連続値で表現される場合には  $Q$  テーブルのメモリ量は爆発してしまう. この問題を解決した技術が Deep Q Network (DQN) [9] である. DQN ではニューラルネットワークを用いて, ある状態における行動ごとの  $Q$  値を推定することでたとえ状態が連続値であっても学習可能としている.

DQN では, 主に Experience Replay と呼ばれる工夫により深層学習を用いても安定な学習を可能としている. Experience Replay はエージェントが経験した過去の体験を Replay Memory に一定期間保存しておき, 過去の遷移情報をランダムにサンプリングして学習することでデータの偏りを無くす手法である. この時の遷移情報は状態  $s_i$  において行動  $a_i$  を選択した時, 報酬  $r_i$  を獲得し状態  $s_{i+1}$  に遷移したという情報を  $(s_i, a_i, r_i, s_{i+1})$  とまとめて記憶する.

DQN の疑似コードを 2.2 に示す.



**Algorithm 1** deep Q-learning with experience replay

---

```

1: Initialize replay memory  $D$  to capacity  $N$ 
2: Initialize action-value function  $Q$  with random weights  $\theta$ 
3: Initialize target action-value function  $\hat{Q}$  with weights  $\theta^- = \theta$ 
4: for episode = 1,  $M$  do
5:   Initialize sequence  $s_1 = \{x_1\}$  and preprocessed sequence  $\phi_1 = \phi(s_1)$ 
6:   for  $t = 1, T$  do
7:     With probability  $\epsilon$  select a random action  $a_t$ 
8:     otherwise select  $a_t = \operatorname{argmax}_a Q(\phi(s_t), a; \theta)$ 
9:     Execute action  $a_t$  in emulator and observe reward  $r_t$  and image  $x_{t+1}$ 
10:    Set  $s_{t+1} = s_t, a_t, x_{t+1}$  and preprocess  $\phi_{t+1} = \phi(s_{t+1})$ 
11:    Store transition  $(\phi_t, a_t, r_t, \phi_{t+1})$  in  $D$ 
12:    Sample random minibatch of transitions  $(\phi_j, a_j, r_j, w_{j+1})$  from  $D$ 
13:    Set  $y_j = \begin{cases} r_j & \text{if episode terminates at step } j+1 \\ r_j + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(\phi_{j+1}, a'; \theta^-) & \text{otherwise} \end{cases}$ 
14:    Perform a gradient descent step on  $(y_j - Q(\phi_j, a_j; \theta))^2$  with respect to
       the network parameters  $\theta$ 
15:    Every  $C$  steps reset  $\hat{Q} = Q$ 
16:   end for
17: end for

```

---

図 2.2: DQN のアルゴリズムの疑似コード <sup>[1]</sup>

## 2.4 Genetic Algorithm

Genetic Algorithm (GA) とは、生物の進化と進化の過程を模した最適化手法であり、主に組み合わせ最適化問題に対して適用される。GA では 1 つの解を 1 つの個体として表現し、多数の個体からなる個体群を用いて解空間の多点を同時に探索する。各個体はどの程度良い解であるかという指標として適用度を持つ。また、各個体は染色体と呼ばれる配列で表される。この染色体を構成

する要素を遺伝子、染色体上の遺伝子が収まる座標を遺伝子座と呼ぶ。探索においては、個体群に対して選択、交配、突然変異と呼ばれる 3 種類の遺伝演算子を適用させ世代と呼ばれる探索ステップを進めていく。

選択では、探索において適用度が良好な個体が存在する部分を重点化するように現在の個体群から個体を選び、次世代の個体群を生成する。選択方法としては、個体の適応度に比例する確率で個体を選択するルーレット戦略、個体群からランダムに数個個体を抽出しその中で最も良好な個体を選択するトーナメント戦略がある。またこれらと併用される戦略として各世代の最良個体を保存するエリート保存戦略がある。エリート保存戦略により探索で発見した良い個体が失われることを防ぐことができる。

交配では、2 つの個体からそれらの形質を受け継いだ新たな個体を生成する。交配においても染色体のランダムな 1 点で染色体を切断し部分列を染色体同士で交換する 1 点交配、ランダムな 2 点で切断する 2 点交配、遺伝子座ごとランダムに交換する一様交配など様々な方法がある。

突然変異では、各遺伝子座の遺伝子を許容された範囲の遺伝子の内容に置換する。交配や突然変異にはそれぞれ確率が設定されていることが一般的である [10]。

## 2.5 Nondominated Sorting Genetic Algorithm II

Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) とは、与えられた制約下において複数の目的関数を最大化する多目的最適化問題を解く多目的最適化 GA の 1 つである。一般的に多目的最適化問題においては複数の目的関数を同時に最大化する完全な最適解は存在せず、代表的な解の概念としてパレート最適解がある。パレート最適解とは解の中で非劣解である解である。GA は個体群により解空間における多点を同時に探索するため 1 回の実行で複数のパレート最適解集合を得ることができる。このパレート最適解集合をパレートフロントと呼ぶ。

NSGA-II では、真のパレートフロントへと探索を進めていく過程において個体群に高速非優越ソートを用いて解をランク付けし、このランクと後述する混雑距離に基づいて個体を選択する。また、解の多様性を維持するためある 1

つの解の両隣にある 2 つの解の平均距離である混雑距離と呼ばれる評価尺度を用いる。

図 2.3 に NSGA-II のアルゴリズムの概要を示す。

---

**Algorithm 2** NSGA-II

---

- 1: 大きさ  $N$  の初期個体集団  $P$  をランダムに生成する
  - 2: 非優越ソートを用いて,  $P$  の各個体にランクを付与し, 各ランク毎に属する個体に混雑距離を付与する
  - 3:  $P$  に対して, 選択, 交雑, 突然変異の遺伝子操作を施し, 大きさ  $N$  の子集団  $Q$  を生成する
  - 4:  $P \cup Q$  の各個体に対して非優越ソートでランクを付与し, 各ランク毎に属する個体に混雑距離を付与する. ランク上位  $N$  番目までの個体によって集団  $P$  を構成する. なおランクが同じ個体については混雑距離が大きい個体を優先して選択する.
  - 5: 3 に戻る.
- 

図 2.3: NSGA-II のアルゴリズムの概要 [2]

### 3 提案手法

本研究では, 主に 3 つの手法を提案する. 以下, 各提案手法を説明する

#### 3.1 提案手法 1 : 数値実験用の TCG 環境

Magic : The Gathering<sup>1</sup> に代表される TCG は 2 人のプレイヤーからなるゲームである. 囲碁や将棋のように, プレイヤーは先攻と後攻に分かれてターン制で進行していく. TCG の大きな特徴として, 囲碁や将棋のように各プレイヤーが同じユニット群を持つのではなく事前に各プレイヤーの選択による異なるユニットからなるデッキを構築することが挙げられる. また, TCG はゲームタイトルごとに細かいルールは異なるが, 一般的に相手プレイヤーのカードの 1 部分はプレイヤーから観測できない不完全情報ゲームであることも特徴の 1 つである.

実装は Python を用いた. また, 図 3.1 にゲームエンジン Unity<sup>2</sup> で作成した TCG 環境のイメージ図を示す. 以下, 実装したカードゲームのルールと用語を説明する.

##### 3.1.1 プレイヤー

一般的な TCG と同様に, ゲームは 2 人のプレイヤーからなり, プレイヤーは複数のカードからなるデッキを持つ. プレイヤーは手札, 盤面と呼ばれるカードを保有する領域を持ち, ドローと呼ばれる操作でカードをデッキから手札に加える. また, プレイと呼ばれる操作でカードを手札から盤面に出す. また, デッキからカードが無くなった状態をデッキ切れと呼ぶ. また, プレイヤー自身が HP, マナという 2 つの整数値パラメータを持つ. プレイヤー自身の HP が 0 となればゲーム敗北となり, 相手のカードからの攻撃などで減少していく. マナはカードをプレイする際, 後述するカードのコスト分減少する. プレイヤーは残りマナを超えるコストを持つカードをプレイすることができない. 今回の環境ではプレイヤーの HP の最大値は 20, マナの上限值は初期値が 1 で最大値を 5 と設定した.

---

<sup>1</sup><https://magic.wizards.com>

<sup>2</sup><https://unity.com/>



図 3.1: ゲームエンジン Unity で作成した TCG 環境イメージ画像

### 3.1.2 カード

カードはそれぞれ攻撃力と HP とコストの 3 つの整数値パラメータを持つ。盤面にあるカードは対戦相手の盤面にあるカード、あるいは相手プレイヤーに攻撃することができる。カードが攻撃する際には、相手盤面に存在する攻撃対象のカードの HP、あるいは相手プレイヤーの HP へとカードの持つ攻撃力分ダメージを与える。またカードへと攻撃する際には攻撃対象のカードが持つ攻撃力分、攻撃するカードもダメージを受ける。ただし、攻撃が可能となるのはカードが盤面にプレイされたターンの次のターンからになる。カードの HP が 0 になった、あるいは後述する手札と盤面の枚数制限を超えて盤面にプレイされた時はカードは破壊される。破壊されたカードはゲームから取り除かれる。また、カードによっては以下に示す特殊効果を持つものもある。

召喚：盤面に出したら (攻撃力, HP) = (1, 1) のユニットを追加で盤面に出す

治癒：盤面に出したら自プレイヤーの HP を 2 回復する

攻撃：盤面に出したら敵プレイヤーの HP を 2 減らす

取得：盤面に出したら自プレイヤーは 1 枚カードをドローする

速攻：盤面に出たターンに攻撃できる

### 3.1.3 ゲームの流れ

以下, ゲームの流れを説明する.

1. ゲーム開始時に各プレイヤーは自身のデッキをシャッフル.
2. デッキから初期手札としてカードを 5 枚ドロー.
3. 先攻プレイヤーは 1 ターン目のドローステップをスキップし行動.
4. 後攻プレイヤーはカードを 1 枚ドローして行動.
5. 2 ターン目以降は先攻プレイヤーもカードを 1 枚ドローしてから行動.
6. 4, 5 の繰り返し. なお, ターンプレイヤーは行動前にマナを上限値まで回復. このときマナの上限値が 5 でなければ上限値を 1 増やしてから回復.
7. プレイヤーがデッキ切れになっている状態でカードをドローしようとした, あるいはプレイヤー自身の HP が 0 となった場合はそのプレイヤーが敗北となりゲーム終了.

本構築環境では一般的な TCG と同様にカードがプレイされた次のターンから行動可能となるため, 先攻プレイヤーがカードの行動が早くなり有利となる. そのため, 先攻の 1 ターン目のドローステップをスキップしている.

## 3.2 提案手法 2 : DQN によるデッキ内のカードパワーの定量的な評価方法

TCG においてデッキ内の各カードのカードパワーを測る指標として一般的なものはカードの HP を  $h$ , 攻撃力を  $a$ , コストを  $c$  とすると  $\frac{(h+a)}{2c}$  として数値化されるマナレシオがある. しかし, マナレシオはそのカードの HP, 攻撃力,

コストの 3 つの数値のみを考慮しており、カードの特殊効果といった要素を考慮していないためあくまで目安にしかない。

本研究では、TCG 環境において DQN を用いた定量的なカードパワー評価指標を提案する。具体的には、まず DQN を用いてカードパワーを測定したいデッキにおける妥当な戦略を持つエージェントを構築する。そしてそのエージェント同士を先攻後攻両方に配置し、先攻後攻ごとにそれぞれ 1 種類ずつカードを除いて勝率を計算する。これによりデッキ内のカードの種類数  $n_{card}$  について、 $n_{card}^2$  個の勝率の値を得ることができ、これらの値から定量的に構築戦略下のカードパワーを評価する。

### 3.3 提案手法 3：調整するカード枚数を最小限に抑えた TCG 環境のゲームバランス最適化手法

前提として、本研究では TCG 環境においてデッキ間の勝率が 50% に近いことが TCG 環境におけるゲームバランスとして好ましい状態と判断した。

#### 3.3.1 関連研究

TCG 環境のゲームバランス最適化タスクをカードのパラメータを対象とした離散値最適化問題と捉えて GA を適用するアプローチはすでに研究されている。Fernando らは HearthStone<sup>2</sup> という TCG 環境内においてデッキ間の勝率が 50 % となるように、3 つのデッキの計 64 枚のカードにおける 180 個の調整可能なパラメータを 180 個の要素を持つ 1 次元配列として GA を適用した<sup>[11]</sup>。デッキ間の勝率を最適化する単目的 GA を用いた場合、デッキ間の勝率をほぼ 50 % に近づけるという目標は達成したが、180 個の調整可能パラメータの総変更量は 402 となり元のデッキの原型が無くなった。ゲームバランス最適化の過程において、あまりにもパラメータの変更量が多いとユーザーやゲーム開発者へ与える影響が大きい。そのため多目的 GA である NSGA-II を用いてパラメータの変更量とデッキ間の勝率を目的関数として最適化した。

---

<sup>2</sup><https://hearthstone.blizzard.com>

NSGA-II において, 勝率は GA を用いた場合とほぼ変わらず, パラメータの総変更量は 402 から 154 へと減少し, カードのパラメータ

しかし, NSGA-II を用いることで GA に比べてカードのパラメータの総変更量は減少したが, 変更を及ぼす領域は調整対象のカード全体に及んでいる.

### 3.3.2 提案手法 3 の説明

提案手法 3 は, TCG 環境のゲームバランス最適化の過程においてパラメータの変更量を抑えるのではなく調整されるカードの枚数を抑えた方が, ゲームの開発者やユーザーにとって好ましいと考え, パラメータの総変更量より「調整されるカード枚数」を抑えた TCG 環境の最適化に着目した.

具体的には, 提案手法 2 によって得られたカードパワーの評価からデッキにおいて調整されるカードを限定し GA の解空間の次元を削減することで, 直接的に調整されるカードの数を減らす手法を提案する.



## 4 実験方法

独自の TCG 環境下において以下の 3 種類の数値実験をして提案手法の有効性を確かめた.

### 4.1 実験 1

構築したトレーディングカードゲーム環境へ深層強化学習を適用する. 深層強化学習手法として DQN を用いて構築環境において後攻のプレイヤーとして学習し, 学習済のエージェントで 10000 回ゲームを実行して勝率を計算した. また, 学習側のプレイヤーにデッキには恣意的に弱いカード, 強いカードを 1 種類ずつ追加したデッキを持たせている. 表 4.1 にデッキの内容を示す. 表 4.1 において, ID が 0 のカードが強いカード, ID が 14 のカードが弱いカードとして恣意的にデッキへ追加したカードである.

表 4.1: 強いカード, 弱いカードを 1 種類ずつ恣意的に加えたデッキ

ID	攻撃力	HP	コスト	特殊効果	枚数
0	4	4	1	無し	2
1	2	2	2	無し	2
2	3	3	3	無し	2
3	4	3	4	無し	2
4	5	4	5	無し	2
5	2	2	2	召喚	2
6	2	3	3	召喚	2
7	1	1	1	取得	2
8	1	3	2	取得	2
9	2	1	2	速攻	2
10	3	1	3	速攻	2
11	1	2	2	攻撃	2
12	2	3	3	攻撃	2
13	1	1	1	治癒	2
14	1	1	5	治癒	2

また, 学習が進み具合を把握するため学習時の獲得報酬の推移を記録した. さらに学習済エージェントを用いて 50000 回の対戦を実行し, エージェントが選択した行動の総数, 各カードごとのプレイされた総数を記録し学習済エージェ

ントがどのような戦略を構築したか、それが人間から見て合理的な戦略かどうか考察した。

#### 4.1.1 対戦相手

学習時, また学習後の対戦は共通して同一の対戦相手を設定した. 対戦相手の戦略として, TCG における代表的な戦略として挙げられるアグロとコントロールの 2 種類を設定した. アグロとコントロールは様々な解釈がありデッキのカードの構成として定義されることもあるが, 本研究では以下のようにカードの攻撃の際の戦略として定義する. これらの戦略を人力で実装した. 図 3, 4 に各戦略の詳細な疑似コードを示す. また, 表 4.2, 4.3 のように戦略ごとに異なるデッキを持たせている. さらに, 表 4.4 に示すように事前にこれらの戦略同士の対戦の勝率は 50 % 付近に調整してある. 学習, 学習後の対戦において対戦相手は 1 エピソードごとに確率  $\frac{1}{2}$  でアグロかコントロールかを決定される.

アグロ : 敵プレイヤーへの攻撃を優先しなるべく早くゲームエンドに持ち込む.

コントロール : 相手の盤面のカードの処理を優先し, 長期戦に持ち込む.

表 4.2: アグロの対戦相手のデッキ

ID	攻撃力	HP	コスト	特殊効果	枚数
0	1	1	3	無し	2
1	1	1	5	無し	2
2	3	2	4	無し	2
3	2	2	4	無し	2
4	1	2	5	無し	2
5	1	2	4	召喚	2
6	1	2	4	召喚	2
7	1	1	4	取得	2
8	2	5	1	取得	2
9	4	4	1	速攻	2
10	1	1	4	速攻	2
11	1	2	3	攻撃	2
12	1	3	5	攻撃	2
13	1	4	1	治癒	2
14	1	2	3	治癒	2

表 4.3: コントロールの対戦相手のデッキ

ID	攻撃力	HP	コスト	特殊効果	枚数
0	1	2	2	無し	2
1	1	3	2	無し	2
2	1	2	2	無し	2
3	2	2	4	無し	2
4	1	4	2	無し	2
5	1	1	2	召喚	2
6	1	1	3	召喚	2
7	1	2	2	取得	2
8	1	3	3	取得	2
9	5	5	1	速攻	2
10	1	1	2	速攻	2
11	1	2	2	攻撃	2
12	1	1	2	攻撃	2
13	2	2	1	治癒	2
14	2	2	2	治癒	2

---

**Algorithm 3** 対戦相手の行動ルーチン (アグロ)

---

```
1: 手札から盤面にカードを出せるだけプレイ (ドロー順が古い方から)
2: for 自盤面のカード (プレイ順が古い方から) do
3:   if 敵の盤面にカードが無い then
4:     敵プレイヤーを攻撃
5:   else
6:     if 自身の HP が 12 以上 then
7:       敵プレイヤーを攻撃
8:     else
9:       if 敵盤面に破壊できるカードがある then
10:        そのカードを攻撃
11:      else
12:        敵プレイヤーを攻撃
13:      end if
14:    end if
15:  end if
16: end for
17: ターンを終了
```

---

図 4.1: アグロの疑似コード

#### 4.1.2 状態空間, 行動空間, 報酬の定義

強化学習では, エージェントの取りうる行動と観測できる状態の空間, 報酬を定義する必要がある. TCG ではドローやプレイ, カードの攻撃による破壊といった行動で盤面や手札の枚数が変化する場合があり, 各ステップ時点でそれぞれプレイヤーの取りうる行動の総数が変化し得る. そのため, ステップごとに行動空間の次元数が変化し上手く学習できない問題が生じる.

そのため本研究では図 4.3 に示すように予め手札と盤面の枚数の上限をそれぞれ 9 枚, 5 枚と定め, 手札と盤面に存在するカードに自盤面 1 というように番号をつけ, カードが存在しない場合は状態を 0 とすることで状態空間と行動空間を定義した. 表 4.5, 4.6 に状態空間, 行動空間の定義を示す. なお, ドローやプレイといった操作でカードを追加し枚数の上限を超える場合には追加しようとしたカードを破壊する.

表 4.4: 勝率調整済みの環境における 10000 回のゲーム実行後の先攻の勝率

後攻 先攻	アグロ	コントロール
アグロ	0.5255	0.5424
コントロール	0.5121	0.5053

表 4.5: 定義した状態空間

状態説明	次元数	最小値	最大値
各プレイヤーの HP	2	0	20
各プレイヤーの マナ	2	0	5
手札 1 ~ 9 の HP, 攻撃力, コスト, 特殊効果	36	0	5
自盤面 1 ~ 5 の HP と攻撃力	10	0	5
敵盤面 1 ~ 5 の HP と攻撃力	10	0	5
自盤面 1 ~ 5 が 攻撃可能かどうか	5	0	1
お互いのデッキの 残り枚数	2	0	30

また, 報酬は以下のように設定した.

- 1 ステップ終了後

$$r = 0.0$$

- 1 エピソード終了後

$$r = \begin{cases} 1.0 & (\text{学習プレイヤーの勝利}) \\ -1.0 & (\text{敵プレイヤーの勝利}) \end{cases}$$

#### 4.1.3 DQN のパラメータ

表 4.7 に実験 1 で用いた DQN のパラメータを示す.

また今回の実験において,  $\epsilon$ -greedy における  $\epsilon$  は (4.1) 式に従って,  $\epsilon_{\max}$  から  $\epsilon_{\min}$  へと指数関数的に減少するように設定した.

$$\epsilon = \max(\epsilon_{\min}, \epsilon_{\min} + (\epsilon_{\max} - \epsilon_{\min}) \exp(-\frac{n_{\text{step}}}{\epsilon_{\text{decay}}})) \quad (4.1)$$

ここで  $n_{\text{step}}$  は学習時の累積ステップ数を表す. 本実験では  $\epsilon_{\max} = 1.0$ ,  $\epsilon_{\min} = 0.1$ ,  $\epsilon_{\text{decay}} = 50000$  とした.

表 4.6: 定義した行動空間

行動説明	次元数
手札 1 ～ 9 を自盤面にプレイ	9
自盤面 1 で敵盤面 1 ～ 5 に攻撃 or 敵プレイヤーに攻撃	6
自盤面 2 で敵盤面 1 ～ 5 に攻撃 or 敵プレイヤーに攻撃	6
自盤面 3 で敵盤面 1 ～ 5 に攻撃 or 敵プレイヤーに攻撃	6
自盤面 4 で敵盤面 1 ～ 5 に攻撃 or 敵プレイヤーに攻撃	6
自盤面 5 で敵盤面 1 ～ 5 に攻撃 or 敵プレイヤーに攻撃	6
ターンエンド	1

表 4.7: DQN のパラメータ

パラメータ名	値
割引率 $\gamma$	0.99
全結合層の活性化関数	ReLU
全結合層の次元	64
最適化アルゴリズム	Adam
方策	-greedy
Target Network 更新重み	0.5
Exprience Memory 開始ステップ数	$1.0 \times 10^5$
学習ステップ数	$1.0 \times 10^6$

## 4.2 実験 2

実験 2 では実験 1 で構築した学習済エージェントをそのまま利用する。エージェントを先攻後攻両方に配置し、表 4.1 のデッキを両方に持たせる。それぞれデッキからカードを 1 種類ずつ除いて 10000 回対戦を実行し先攻側の勝率を記録する。また比較対象として構築したエージェントだけでなく人力で作成したアグロの戦略を持つプレイヤーにおいても表 4.1 のデッキを持たせて先攻後攻両方に配置し、同様にカードを 1 種類ずつ除いた際の勝率を記録する。

## 4.3 実験 3

TCG 環境に表 4.1 のデッキをアグロ用のデッキとして追加し、デッキ間の勝率を 50 % に近づけるようにゲームバランスを調整するという問題を設定し、GA で調整するパラメータは表 4.1 の 15 種類のカードの HP、攻撃力、コ

表 4.8: 実験 3 の問題設定における未調整の際のデッキ間の先攻の勝率

後攻 先攻	新追加デッキ (アグロ)	アグロ	コントロール
新追加デッキ (アグロ)	0.6724	0.8005	0.8859
アグロ	0.3383	0.5255	0.5424
コントロール	0.2774	0.5121	0.5053

表 4.9: GA のパラメータ

パラメータ名	値
世代数	50
個体数	50
遺伝子長	調整するカードの種類数 $\times$ 3
交雑率	0.4
交雑の種類	2 点交雑
個体ごとの突然変異率	0.2
選択	1 個体だけエリート保存, その他はトーナメント方式
トーナメントサイズ	3
多目的 GA のアルゴリズム	NSGA-II

ストとした. 表 4.8 にゲームバランス調整をしていない場合の TCG 環境におけるデッキ間の勝率を記録している. デッキ間の勝率の最適化においては, 実験 2 から得られた調整するカードの優先順位を付けて提案手法を適用した. また, 比較手法として関連研究<sup>[11]</sup>で用いられた勝率を最適化する単目的 GA および勝率とパラメータの変更量の 2 つを最適化する多目的 GA を適用した.

#### 4.3.1 GA のパラメータ

表 4.9 に GA のパラメータを示す.

また, 単目的 GA における適応度, 多目的 GA における目的関数として各解において以下の 3 つの適応度を定義した.

- 適応度 1: デッキ間の勝率に関する適応度  $f_w$
- 適応度 2: パラメータの変更量に関する適応度  $f_p$
- 適応度 3: 調整されたカード種類数  $f_c$

表 4.10: 実験 3 の問題設定における TCG 環境

後攻 先攻	新追加デッキ (アグロ)	アグロ	コントロール
新追加デッキ (アグロ)	$r_0$	$r_1$	$r_2$
アグロ	$r_3$	0.5255	0.5424
コントロール	$r_4$	0.5121	0.5053

GA の各個体について, それぞれの適応度は以下のようにして計算される.

まず,  $f_w$  については, 表 4.10 に示される問題設定において, (4.2) 式で計算される.

$$f_w = \exp\left(-\sum_{i=0}^4 \sqrt{(0.50 - r_i)^2}\right) \quad (4.2)$$

また,  $f_p$ ,  $f_c$  に関しては, 表 4.1 のデッキと解のパラメータ集合を比較してパラメータの変更量  $p$ , 調整されたカードの種類数  $c$  を計算し, それぞれ (4.3), (4.4) 式で計算する.

$$f_p = \exp\left(-\frac{p}{200}\right) \quad (4.3)$$

$$f_c = \exp\left(-\frac{c}{15}\right) \quad (4.4)$$

---

**Algorithm 4** 対戦相手の行動ルーチン (コントロール)

---

```
1: 手札から盤面にカードを出せるだけプレイ (ドロー順が古い方から)
2: for 自盤面のカード (プレイ順が古い方から) do
3:   if 敵の盤面にカードが無い then
4:     敵プレイヤーを攻撃
5:   else
6:     if 自盤面の行動可能なカード全てで敵プレイヤーに攻撃すれば勝利 then
7:       敵プレイヤーを攻撃
8:     end if
9:     if (敵盤面カードの総攻撃力)  $\times$  2.0 > (自盤面カードの総 HP) then
10:      敵プレイヤーを攻撃
11:    end if
12:    if 敵盤面に HP が残したまま破壊できるカードがある then
13:      そのカードを攻撃
14:    end if
15:    if 敵盤面に破壊できるカードがある then
16:      そのカードを攻撃
17:    else
18:      if 敵盤面カードの総攻撃力 > 自分の HP then
19:        敵盤面の最も攻撃力が高いカードを攻撃
20:      else
21:        敵盤面の最も HP の低いカードを攻撃
22:      end if
23:    end if
24:  end if
25: end for
26: ターンを終了
```

---

図 4.2: コントロールの疑似コード



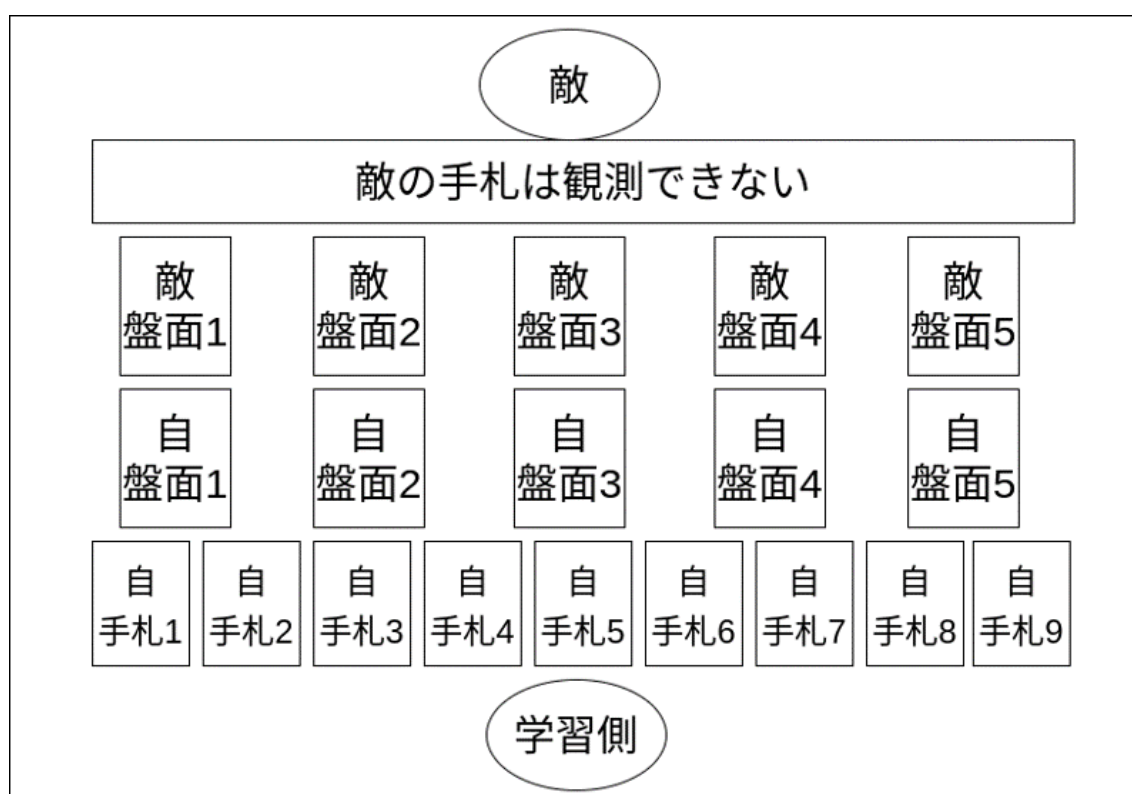


図 4.3: 深層強化学習における諸定義の際の TCG 環境イメージ

## 5 結果と考察

以下, 各実験の結果とその考察を示す.

### 5.1 実験 1 : 結果と考察

表 5.1 に学習後 10000 回対戦を実行し勝率した結果を示す. また, ベースラインとして, 後攻に人力で作成した戦略 2 種類を基に行動するプレイヤー, 表 4.6 に沿ってランダムに行動するプレイヤーを配置し表 4.1 のデッキを持たせた際の勝率を示す. これらのベースラインと比べ, 学習済みエージェントは高

表 5.1: 後攻の戦略を変化させた場合の勝率比較

後攻の戦略	勝率
学習済みエージェント	0.7182
アグロ	0.6914
コントロール	0.6291
表 4.6 の行動空間に沿ってランダム	0.2336

い勝率を得ていることがわかる. 深層強化学習を用いることで自動的にルールベースで作成した戦略よりも適した戦略を持つエージェントが構築できた. 図 5.1 に DQN の学習過程における平均獲得報酬の推移を示す. 横軸が累計エピソード数, 縦軸が報酬の値を表しており, 図の緑点は 500 エピソードにおける報酬の平均値を表しており薄緑の領域は標準偏差を表している. 学習においておよそ報酬の値が 0.0 付近に収束していることがわかる. また, 標準偏差は学習を通して一定のように見える. これは  $\epsilon$ -greedy による定期的な探索によるものと考えられる.

さらに学習済みエージェントで 50000 回対戦を実行し, エージェントが構築した戦略を分析した. 比較対象としては表 5.1 でベンチマークとして用いた表 4.6 の行動空間に沿ってランダムに行動するエージェントを選んだ. この理由は, 本実験において  $\epsilon$  は (4.1) 式に沿って変化し,  $\epsilon_{\max} = 1.0$  としたため表 4.6 の行動空間に沿ってランダムに行動するエージェントは学習最序盤のエージェ

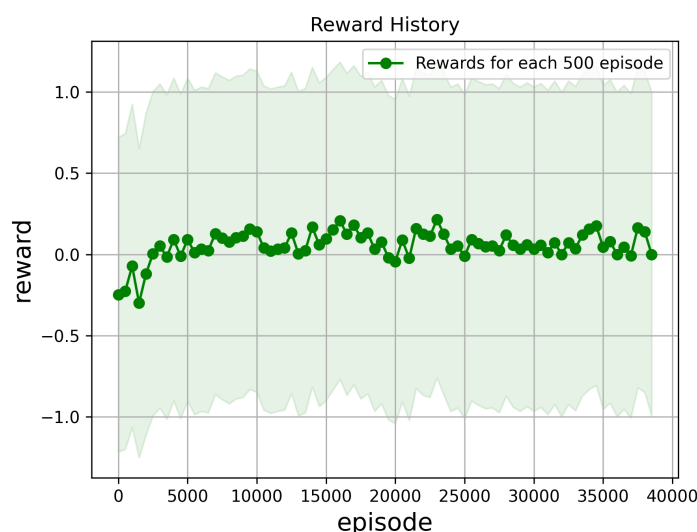


図 5.1: 実験 1 における学習中の平均獲得報酬の推移

ントとして考えられるためである。これにより学習序盤と学習済のエージェントの戦略の比較ができる。

表 5.2 に 50000 回の対戦において表 4.6 の行動空間における各行動でエージェントが選択した総数を示す。大きな違いとしてランダムの場合はターンエンドが圧倒的に多く選ばれており、学習済の場合は 2 番目に多い行動とほぼ同数になっていた。表 4.6 の行動空間の定義ではエージェントが任意にターンエンドを選択できるようになっており、ターンエンドは盤面の状況関係なく常に選択可能な行動であるためランダムの場合は必然的に選択の対象になりうる機会が多いといえる。学習を進めていくにつれて、まだ行動できるカードが盤面にある、あるいはコストが残っておりまだプレイできるカードが手札にあるといった状況下で無駄なターンエンドをすることが損だと判断していると考えられる。また、学習済エージェントの行動に着目すると、盤面のカードは相手の盤面のカードに攻撃することはなく相手プレイヤーに直接攻撃するアグロ寄りの戦略を構築していることがわかる。これは表 4.1 において強いカードとして恣意的に入れた ID 0 のカードがコスト 1 というゲーム開始から盤面にプレイでき攻撃力も高いカードであるため妥当な戦略と考えられる。

また、表 5.3 に 50000 回の対戦において各エージェントが表 4.1 の各カードをプレイした回数を示す。表 4.1 から、ランダムに行動するエージェント、学習

表 5.2: 選択された総数が多い行動上位 10 個

ランダム		学習済	
行動説明	総数	行動説明	総数
ターンエンド	401838	ターンエンド	245646
手札 4 を自盤面にプレイ	92053	手札 1 を自盤面にプレイ	213804
手札 1 を自盤面にプレイ	63841	自盤面 1 で相手プレイヤーに攻撃	197221
自盤面 1 で相手プレイヤーに攻撃	63458	自盤面 2 で相手プレイヤーに攻撃	103490
手札 2 を自盤面にプレイ	61304	手札 2 を自盤面にプレイ	68018
手札 5 を自盤面にプレイ	57697	自盤面 3 で相手プレイヤーに攻撃	43093
手札 6 を自盤面にプレイ	57101	手札 3 を自盤面にプレイ	37083
手札 3 を自盤面にプレイ	51952	手札 4 を自盤面にプレイ	22659
自盤面 1 で敵盤面 1 に攻撃	50430	自盤面 4 で相手プレイヤーに攻撃	15419
自盤面 1 で敵盤面 2 に攻撃	41688	手札 5 を自盤面にプレイ	15275

済みエージェント共にコストが小さいカードほど多くプレイされていることがわかる。ここで、恣意的にカードを追加した ID 0, 13, 7 のコスト 1 帯のカードと、ID 14, 4 のコスト 5 帯のカードに注目する。ランダムに行動するエージェントではコスト 1, 5 帯において同コスト内でそこまで顕著な差は現れていなかった。一方学習済エージェントではコスト 1 帯のカードの中で ID 0 のプレイ回数が明らかに多くなっており、コスト 5 帯のカードの中で ID 14 のカードは明らかに少なくなっていた。ID 0 は強いカード、ID 14 のカードは弱いカードとして恣意的に追加したカードであるため学習の結果構築戦略下におけるカードの強弱も学習していると考えられ、この学習結果も人間から見て妥当なものである。よって DQN により合理的な戦略を持つエージェントが構築された。

## 5.2 実験 2：結果と考察

表 5.4, 5.5 に実験 2 の結果を示す。表の 1 行目と 1 列目はデッキから除くカード ID を表している。また、表内の太字は表内における最大値と最小値である。

表内の数値は先攻の勝率を表しているため、表 5.4 における最小値は先攻から ID 0 を除いて後攻から ID 14 を除いた際の先攻の勝率の値である。このため、デッキにおいて ID 0 のカードが最も強いカード、ID 14 のカードが最も弱

表 5.3: 各カードが盤面にプレイされた総数 (降順)

ランダム		学習済	
ID	総数	ID	総数
13	35173	0	32965
0	35163	13	31845
7	35068	7	31581
11	31134	1	26215
9	30956	11	26184
1	30672	5	25990
5	30401	8	25986
8	30386	9	25697
12	26558	12	21763
10	26521	2	21560
6	25866	6	21393
2	25700	10	21367
3	21301	3	19382
14	18751	4	17639
4	18610	14	16807

いカードと判断できる. 最大値は先攻から ID 14 を除いて後攻から ID 0 を除いた場合の先攻の勝率の値であることから同様に判断できる.

このようにして, 表 5.4, 5.5 の結果を比較すると, どちらの戦略においても ID 0 のカードが最も強いカードと判断された一方で, 最も弱いカードに関しては表 5.4 では ID 14, 表 5.5 では ID 8 と戦略によって異なる結果となった.

これは実験 1 の事前学習の効果により, 学習済エージェント同士の対戦において恣意的に弱く設定したカードは登場回数が少なく勝率計算に及ぼす影響が小さかったためであると考えられる.

この考察を確かめるためカードを除かない状況における先攻側の各カードのプレイ回数を比較した. 表 5.6 にカードを除かない場合でアグロ同士とエージェント同士で 10000 回対戦を実行した場合の結果を示す. 全体的に数値が減少していることから学習済エージェント同士の対決においてはアグロ同士よりも早くゲームが終了しているといえる. 学習済エージェント同士の対戦においては, 実験 1 で考察したように ID 14 のカードは弱いと学習していると考えられるため ID 14 のカードが勝率へ及ぼす影響がアグロ同士の対戦よりも減少し, 結果としてデッキ内で一番弱いと判断されるカードが異なるカードに

なったと考えられる。以上の点から DQN を用いてより人間のプレイに近い戦略下におけるカードパワーを評価できると判断できる。

表 5.4: アグロ同士におけるカードを 1 種類ずつ除いたときの先攻の勝率

後攻 先攻	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
0	0.7857	0.4998	0.4957	0.4779	0.4671	0.5059	0.4914	0.5153	0.4845	0.5105	0.5099	0.4953	0.5128	0.5288	<b>0.4335</b>
1	0.8955	0.6762	0.6798	0.6688	0.6613	0.6963	0.6789	0.6913	0.6807	0.6925	0.6914	0.6855	0.6998	0.6974	0.6345
2	0.8936	0.6763	0.6865	0.6667	0.6652	0.6961	0.6826	0.6850	0.6697	0.6839	0.6864	0.6938	0.6903	0.6958	0.6473
3	0.9088	0.6989	0.6939	0.6844	0.6700	0.7119	0.6991	0.6967	0.6932	0.7130	0.6996	0.7061	0.7116	0.7135	0.6599
4	0.9049	0.7043	0.7073	0.6816	0.6834	0.7261	0.7109	0.709	0.7008	0.7193	0.7173	0.7154	0.7163	0.7269	0.6729
5	0.8773	0.6547	0.6635	0.6511	0.6219	0.6721	0.6586	0.6594	0.6451	0.6780	0.6711	0.6682	0.6732	0.6748	0.6211
6	0.8929	0.6799	0.6845	0.6701	0.6673	0.7083	0.6795	0.6865	0.6802	0.6988	0.6844	0.7040	0.6925	0.7013	0.6397
7	0.8698	0.6539	0.6565	0.6439	0.6317	0.6659	0.6464	0.6602	0.6459	0.6660	0.6637	0.6626	0.6711	0.6750	0.6175
8	0.9028	0.6904	0.6897	0.6741	0.6772	0.7063	0.7011	0.6949	0.6793	0.7102	0.7046	0.6954	0.7156	0.7127	0.6621
9	0.8762	0.6568	0.6625	0.6549	0.6325	0.6677	0.6630	0.6633	0.6539	0.6782	0.6676	0.6618	0.6792	0.6737	0.6215
10	0.8846	0.6711	0.6716	0.6443	0.6454	0.6883	0.6706	0.6724	0.6609	0.6807	0.6740	0.6744	0.6904	0.6886	0.6242
11	0.8853	0.6671	0.6820	0.6580	0.6484	0.6960	0.6718	0.6843	0.6759	0.6840	0.6797	0.6812	0.6913	0.6862	0.6253
12	0.8738	0.6525	0.6594	0.6407	0.6337	0.6794	0.6553	0.6651	0.6576	0.6708	0.6695	0.6689	0.6729	0.6801	0.6234
13	0.8714	0.6428	0.6570	0.6338	0.6262	0.6751	0.6508	0.6673	0.6456	0.6666	0.6616	0.6673	0.6753	0.6710	0.6153
14	<b>0.9296</b>	0.7308	0.7203	0.7199	0.6943	0.7450	0.7287	0.7391	0.7261	0.7400	0.7381	0.7334	0.7456	0.7422	0.6889

### 5.3 実験 3 : 結果と考察

提案手法 3 の数値実験の際にはパラメータを調整するカードの優先度を決定する必要がある。変更するカードの限定には、表 5.5 を用いて、以下の手順で変更するカードの優先順位を決定した。

1. 表内の最大値, 最小値を見て, 最も強いカード, 最も弱いカードを確かめる
2. その 2 枚において対角線上 (先攻後攻そのカードを抜いた時の勝率) を見て, 何も抜いてない時の勝率と比較し, 差の絶対値が大きいカードを変更する優先度が最高のカードとする
3. 先攻で そのカードを抜いた状態で後攻で何も抜いてない場合の勝率を計算する。
4. 先攻が優先度最高のカードを抜いた場合の行において, 3 で計算した勝率と差の絶対値を取る。

表 5.5: 学習済みエージェント同士におけるカードを 1 種類ずつ除いたときの先攻の勝率

後攻 先攻	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
0	0.7596	0.5051	0.5122	0.5104	0.5021	0.5311	0.4947	0.5283	<b>0.4861</b>	0.5448	0.5676	0.5159	0.5306	0.5481	0.5106
1	0.8537	0.6677	0.6655	0.6576	0.6626	0.6788	0.6496	0.6651	0.6456	0.7019	0.6997	0.6676	0.6826	0.6757	0.6607
2	0.8583	0.6637	0.6673	0.6611	0.6664	0.6774	0.6511	0.6785	0.6370	0.7017	0.7097	0.6645	0.6855	0.6889	0.6621
3	0.8620	0.6663	0.6663	0.6713	0.6669	0.6776	0.6522	0.6782	0.6422	0.7041	0.7129	0.6790	0.6889	0.6944	0.6746
4	0.8690	0.6773	0.6742	0.6757	0.6783	0.6880	0.6569	0.6767	0.6488	0.7153	0.7133	0.6766	0.6937	0.6941	0.6710
5	0.8570	0.6508	0.6558	0.6590	0.6596	0.6613	0.6410	0.6562	0.6249	0.6843	0.6881	0.6597	0.6713	0.6749	0.6549
6	0.8745	0.6898	0.6743	0.6839	0.6784	0.6969	0.6629	0.6830	0.6605	0.7133	0.7246	0.6965	0.6977	0.6981	0.6857
7	0.8442	0.6494	0.6515	0.6373	0.6371	0.6520	0.6277	0.6566	0.6231	0.6755	0.6763	0.6531	0.6572	0.6640	0.6462
8	<b>0.8836</b>	0.7041	0.6896	0.6863	0.6960	0.7081	0.6855	0.7018	0.6688	0.7285	0.7358	0.7022	0.7078	0.7119	0.7030
9	0.8327	0.6403	0.6363	0.6357	0.6371	0.6493	0.6093	0.6422	0.5987	0.6554	0.6706	0.6317	0.6522	0.6456	0.6364
10	0.8392	0.6255	0.6219	0.6179	0.6195	0.6393	0.6100	0.6320	0.6019	0.6616	0.6734	0.6437	0.6487	0.6495	0.6219
11	0.8621	0.6725	0.6688	0.6587	0.6669	0.6754	0.6480	0.6604	0.6306	0.6982	0.7019	0.6603	0.6785	0.6734	0.6570
12	0.8598	0.6553	0.6475	0.6518	0.6594	0.6622	0.6282	0.6538	0.6253	0.6988	0.6972	0.6659	0.6658	0.6676	0.6500
13	0.8261	0.6381	0.6388	0.6340	0.6277	0.6466	0.6195	0.6545	0.6047	0.6688	0.6736	0.6442	0.6545	0.6452	0.6364
14	0.8469	0.6617	0.6608	0.6585	0.6604	0.6768	0.6463	0.6668	0.6254	0.6950	0.6971	0.6680	0.6711	0.6732	0.6698

### 5. 値が大きいほど変更する優先度を高く設定する.

今回の実験においては, お互いに何もカードを除いてない時の先攻の勝率は 0.66532 となったため, 2 で ID 0 のカードが優先度最高のカードとした. 3 において, 先攻が ID 0 のカードを除いて後攻が何もカードを除いていない状況における先攻の勝率は 0.5348 となった. このように決定した優先順位はカード ID で表すと,

$$0 > 8 > 6 > 10 > 4 > 1 > 3 > 14 > 2 > 11 > 13 > 9 > 7 > 12 > 5$$

となった.

表 5.7 に, この優先順位に沿って調整するカードの種類を 1 種類から 14 種類まで GA による解空間を次元を増やしていき,  $f_w$  を最適化するような単目的 GA を適用した結果を示す. 調整するカードの種類, すなわち GA の解空間の次元が増えるほど  $f_w$  に関して良い値を持つ解が得られていた. また, 調整するカード種類数が少ない個体に比べて  $f_w$  の値が小さい個体があったが, これは GA の初期収束のためと考えられる.

図 5.2 には比較手法として用いた  $f_w$  を最適化する単目的 GA の最終世代の最も良好な解を緑点,  $f_w$  と  $f_p$  の 2 つを目的関数として最適化する多目的 GA の最終世代のパレートフロントを赤点, 表 5.7 の中で  $f_w$  に関して中間的

表 5.6: 同戦略同士の対戦において先攻側の各カードが盤面にプレイされた総数 (降順)

アグロ		学習済	
ID	総数	ID	総数
0	7305	0	4538
13	7212	13	3742
7	7122	7	3662
1	6643	9	3150
9	6493	5	2920
11	6490	11	2894
5	6441	1	2812
8	6419	10	2639
12	5759	8	2615
10	5725	12	2470
2	5674	2	2357
6	5642	6	2211
3	5357	3	2172
4	4925	4	1629
14	4841	14	1514

な値となった解の中で最も  $f_c$  の値が小さい解を最も良好な解として青点で示す. また, 図の縦軸は  $f_w$ , 横軸は  $f_p$  を表している.

図 5.2 中の赤点のパレートフロントにおいて  $f_p$  の値が最も大きい点を多目的 GA における最も良好な解として選択した. 表 5.8 に各手法で得られた最も良好な解の適応度を示す.

各手法において, それぞれの適応度に関して優越した解が得られていた. また, 提案手法における最も良好な解は  $f_w$  に関して多目的 GA により得られた解に優越しており,  $f_c$  に関しては他の手法により得られた解に関して優越していた. よって調整されるカードの枚数を最小限にする TCG 環境のゲームバランス調整という提案手法 3 の有効性が確かめられた.

各手法において最も良好な解として得られた解の内容を表 5.9, 5.10, 5.11 に示す. また, それらのデッキにおける TCG 環境のデッキ間の勝率を表 5.12, 5.13, 5.14 に示す. ゲームバランス調整前の表 4.8 と比べてデッキ間の勝率が 50 % に近づいていることがわかる. しかし本研究では  $f_w$  を (4.2) 式のように和で定義しているため, 同デッキ間の勝率は厳密に 50 % にしたいといった場合には重み付けの和といった異なる定義をする必要があるといえる.



表 5.7: 調整されるカード種類数を増やしながら単目的 GA を適応した結果

限定するカード枚数	$f_p$	$f_w$	$f_c$
1	0.9048	0.4805	0.9355
2	0.8607	0.5893	0.8752
3	0.8607	0.6131	0.8187
4	0.7945	0.6339	0.7659
5	0.7334	0.6395	0.7165
6	0.6977	0.6729	0.6703
7	0.6637	0.7044	0.6271
8	0.7047	0.6837	0.5866
9	0.6505	0.7686	0.5488
10	0.6250	0.7728	0.5134
11	0.5169	0.7627	0.4803
12	0.5326	0.8078	0.4493
13	0.6005	0.8103	0.4204
14	0.5220	0.8261	0.3932

表 5.8: 各手法で得られた最も良好な解の適応度

手法	$f_p$	$f_w$	$f_c$
単目的 GA	0.44933	<b>0.85146</b>	0.36788
多目的 GA	<b>0.66365</b>	0.79097	0.42035
提案手法	0.53259	0.80783	<b>0.44933</b>

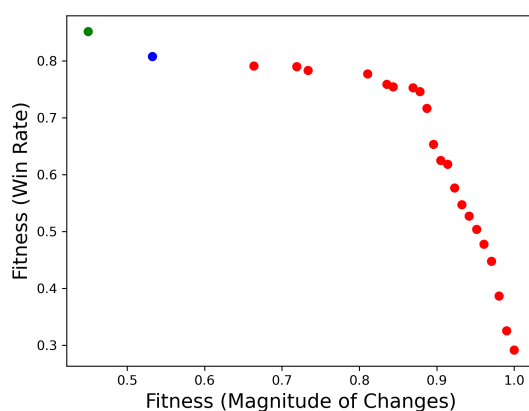


図 5.2: 提案手法により得られた解と関連研究の最終世代の良好な解

表 5.9: 単目的 GA により得られたデッキ

ID	攻撃力	HP	コスト	特殊効果	枚数
0	3	2	4	無し	2
1	5	4	1	無し	2
2	1	3	5	無し	2
3	1	1	4	無し	2
4	2	5	2	無し	2
5	1	2	5	召喚	2
6	1	1	5	召喚	2
7	3	3	5	取得	2
8	3	3	4	取得	2
9	3	3	5	速攻	2
10	1	2	5	速攻	2
11	1	1	5	攻撃	2
12	3	1	5	攻撃	2
13	1	4	1	治癒	2
14	1	5	1	治癒	2

表 5.10: 多目的 GA によって得られたデッキ

ID	攻撃力	HP	コスト	特殊効果	枚数
0	5	4	1	無し	2
1	2	2	4	無し	2
2	2	3	5	無し	2
3	1	5	4	無し	2
4	1	1	5	無し	2
5	2	2	5	召喚	2
6	2	3	5	召喚	2
7	2	1	1	取得	2
8	2	3	5	取得	2
9	4	1	5	速攻	2
10	3	3	4	速攻	2
11	1	3	4	攻撃	2
12	2	3	3	攻撃	2
13	1	2	2	治癒	2
14	1	1	5	治癒	2

表 5.11: 提案手法において最も良好な解が表すデッキ

ID	攻撃力	HP	コスト	特殊効果	枚数
0	1	3	4	無し	2
1	4	1	5	無し	2
2	2	2	5	無し	2
3	2	5	5	無し	2
4	4	5	1	無し	2
5	2	2	2	召喚	2
6	3	1	5	召喚	2
7	1	1	1	取得	2
8	2	1	5	取得	2
9	1	4	4	速攻	2
10	1	4	4	速攻	2
11	1	3	5	攻撃	2
12	2	3	3	攻撃	2
13	1	1	4	治癒	2
14	1	4	3	治癒	2

表 5.12: 単目的 GA で調整した時の環境における先攻の勝率

後攻 先攻	新追加デッキ (アグロ)	アグロ	コントロール
新追加デッキ (アグロ)	0.5362	0.5311	0.5678
アグロ	0.5244	0.5255	0.5424
コントロール	0.4992	0.5121	0.5053

表 5.13: 多目的 GA で調整した時の環境における先攻の勝率

後攻 先攻	新追加デッキ (アグロ)	アグロ	コントロール
新追加デッキ (アグロ)	0.5814	0.5218	0.5662
アグロ	0.5613	0.5255	0.5424
コントロール	0.5211	0.5121	0.5053

表 5.14: 提案手法で調整した時の環境における先攻の勝率

後攻 先攻	新追加デッキ (アグロ)	アグロ	コントロール
新追加デッキ (アグロ)	0.5514	0.5306	0.5441
アグロ	0.5336	0.5255	0.5424
コントロール	0.5541	0.5121	0.5053

## 6 まとめと今後の課題

本研究では, 3 つの手法を提案し, 数値実験用の独自の TCG 環境下で数値実験し提案手法の有効性を検証した.

実験 1 では DQN を用いて人力で構築した戦略よりも高い勝率を記録するエージェントを構築した. また, DQN により構築したエージェントはデッキにおいて人間から見ても妥当な戦略を構築しており, 構築戦略下におけるカードの強弱も学習していることが分かった.

実験 2 では提案手法 2 の数値実験をした. 人力で構築した戦略と DQN で構築した戦略では結果に差があった. DQN ではカードの強弱を学習しているためより人間のプレイに近い結果を得られるといえる.

実験 3 では実験 2 で得られた結果を利用して提案手法 3 の数値実験をした. 調整するカード枚数を増やして GA の解空間の次元を増やすほど勝率に関する適応度は高くなっていた. また, 提案手法により得られた解は  $f_w$  に関しては多目的 GA により得られた解に優越し,  $f_c$  については最も優越する解が得られ, 提案手法の有効性が確かめられた.

今後の課題を以下に列挙する.

- DQN 以外の深層強化学習手法の適用

本研究ではエージェント構築の部分に DQN を適用した. 近年では, DQN に様々な工夫を加えた Rainbow<sup>[12]</sup>, ターン制完全情報ゲームで顕著な成果を残している AlphaZero, その他にも DreamerV2, MuZero, RebeL など様々な優れた深層強化手法が提案されている<sup>[13][14][15]</sup>. これらの手法を用いることで DQN と比べてより良い戦略を持つエージェントを構築することが期待できる.

- GA 以外の最適化手法の適用

GA には初期収束という問題がある. GA の選択ルールに熱力学的なエントロピーと温度の概念を取り入れることでこれを解決する TDGA<sup>[16]</sup> を用いることで提案手法 3 においてより良い解が得られると期待できる.

- ハイパーパラメータの最適化

本研究では, DQN や GA といったアルゴリズムのハイパーパラメータを人力で設定した. Optuna<sup>[17]</sup> といったハイパーパラメータのチューニングツールを用いて本研究のタスクに適したハイパーパラメータを見つけることでより良い結果を得ることが期待できる.

## 謝辞

年 月 日

添削終わってから書きます

## 参考文献

- [1] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Andrei A. Rusu, Joel Veness, Marc G. Bellemare, Alex Graves, Martin Riedmiller, Andreas K. Fidjeland, Georg Ostrovski, Stig Petersen, Charles Beattie, Amir Sadik, Ioannis Antonoglou, Helen King, Dhharshan Kumaran, Daan Wierstra, Shane Legg, and Demis Hassabis. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, Vol. 518, No. 7540, pp. 529–533, February 2015.
- [2] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 2, pp. 182–197, 2002.
- [3] Andreas Folkers, Matthias Rick, and Christof Büskens. Controlling an autonomous vehicle with deep reinforcement learning. *CoRR*, Vol. abs/1909.12153, , 2019.
- [4] Shixiang Gu\*, Ethan Holly\*, Timothy Lillicrap, and Sergey Levine. Deep reinforcement learning for robotic manipulation with asynchronous off-policy updates. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Piscataway, NJ, USA, May 2017. IEEE. \*equal contribution.
- [5] Guanjie Zheng, Fuzheng Zhang, Zihan Zheng, Yang Xiang, Nicholas Jing Yuan, Xing Xie, and Zhenhui Li. Drn: A deep reinforcement learning framework for news recommendation. In *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference, WWW '18*, p. 167–176, Republic and Canton of Geneva, CHE, 2018. International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- [6] David Silver, Julian Schrittwieser, Karen Simonyan, Ioannis Antonoglou, Aja Huang, Arthur Guez, Thomas Hubert, Lucas Baker, Matthew Lai, Adrian Bolton, Yutian Chen, Timothy Lillicrap, Fan Hui, Laurent Sifre,

- George van den Driessche, Thore Graepel, and Demis Hassabis. Mastering the game of go without human knowledge. *Nature*, Vol. 550, pp. 354–, October 2017.
- [7] David Silver, Thomas Hubert, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Matthew Lai, Arthur Guez, Marc Lanctot, Laurent Sifre, Dharmashan Kumar, Thore Graepel, et al. A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and go through self-play. *Science*, Vol. 362, No. 6419, pp. 1140–1144, 2018.
- [8] Greg Brockman, Vicki Cheung, Ludwig Pettersson, Jonas Schneider, John Schulman, Jie Tang, and Wojciech Zaremba. OpenAI Gym. *arXiv e-prints*, p. arXiv:1606.01540, June 2016.
- [9] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Alex Graves, Ioannis Antonoglou, Daan Wierstra, and Martin Riedmiller. Playing atari with deep reinforcement learning. 2013. cite arxiv:1312.5602Comment: NIPS Deep Learning Workshop 2013.
- [10] 足立 拓真. 分散ネットワークゲーム環境における戦略の進化. Master’s thesis, 大阪府立大学大学院工学研究科電気・情報系専攻知能情報工学分野, 2001.
- [11] Fernando de Mesentier Silva, Rodrigo Canaan, Scott Lee, Matthew C. Fontaine, Julian Togelius, and Amy K. Hoover. Evolving the hearthstone meta. *CoRR*, Vol. abs/1907.01623, , 2019.
- [12] Matteo Hessel, Joseph Modayil, Hado van Hasselt, Tom Schaul, Georg Ostrovski, Will Dabney, Dan Horgan, Bilal Piot, Mohammad Azar, and David Silver. Rainbow: Combining improvements in deep reinforcement learning. In *Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence and Thirtieth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference and Eighth AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence*, AAAI’18/IAAI’18/EAAI’18. AAAI Press, 2018.

- [13] Danijar Hafner, Timothy Lillicrap, Mohammad Norouzi, and Jimmy Ba. Mastering atari with discrete world models, 2020.
- [14] Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Thomas Hubert, Karen Simonyan, Laurent Sifre, Simon Schmitt, Arthur Guez, Edward Lockhart, Demis Hassabis, Thore Graepel, Timothy P. Lillicrap, and David Silver. Mastering atari, go, chess and shogi by planning with a learned model. *CoRR*, Vol. abs/1911.08265, , 2019.
- [15] Noam Brown, Anton Bakhtin, Adam Lerer, and Qucheng Gong. Combining Deep Reinforcement Learning and Search for Imperfect-Information Games. *arXiv e-prints*, p. arXiv:2007.13544, July 2020.
- [16] 森直樹, 藪本靖之, 喜多一, 西川緯一. 熱力学的遺伝アルゴリズムによる多目的最適化. システム制御情報学会論文誌, Vol. 11, No. 3, pp. 103–111, 1998.
- [17] Takuya Akiba, Shotaro Sano, Toshihiko Yanase, Takeru Ohta, and Masanori Koyama. Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. *CoRR*, Vol. abs/1907.10902, , 2019.