

# 深層学習を用いた StarCraft の敵作戦予測

鎌田徹朗<sup>†1</sup> 橋本剛<sup>†1</sup>

**概要:** StarCraft は RTS (Real-Time Strategy) ゲームの中でも特に人気のシリーズであり、多くのプロが存在している。現在までに、プロより強い AI 開発を目標として様々な研究が行われているが、AI はプロに対して 0 勝 15 敗と惨敗しており、プロのレベルには遠い。本研究ではより効率的な AI の強化を考え、StarCraft の作戦に注目し、深層学習を用いた対戦相手の作戦予測手法を提案する。

## A prediction of opponent strategy using deep learning in StarCraft

TETSURO KAMADA<sup>†1</sup> TSUYOSHI HASHIMOTO<sup>†1</sup>

**Abstract.** StarCraft is a particularly popular series of RTS (Real Time Strategy) games with which many professional players play. Various studies aimed at development of StarCraft AI that is stronger than professional players have performed to date, but the AI played with professional players and that result is zero win fifteen loses among fifteen games form AI. It shows that AI is far from professional level. Considering effectively reinforcement of StarCraft AI, this reserch introduce a prediction of opponent strategy using deep learning.

### 1. はじめに

チェスをはじめとするボードゲーム AI はコンピュータの処理性能の向上とアルゴリズムの発達によりプロに勝てるまで進化した。これら二人零和有限確定情報ゲームの AI が高いレベルに進化した現在では、不完全情報ゲームの研究が注目されている。その中でも盛んに研究が行われているのは、RTS (Real-Time Strategy) ゲームである。RTS は世界で流行しており、特に 1998 年に発売された StarCraft シリーズは多くのプロプレイヤーがいる人気のシリーズであり、大会が積極的に開催されている。(図 1)



図 1 StarCraft World Championship 2015 [a]

StarCraft は、自身のユニット (兵士) に命令を与え敵ユニットの全滅を目指す対戦ゲームである。プレイヤーはリアルタイムに進行するゲームの中で様々な特徴を持つユニットに命令を与え、探索や戦闘など複数の作業を平行して行う必要がある。

プロより強い AI の開発を目標に、様々な研究が行われている[1]。AI の大会[2]の開催や BWAPI などの開発環境が充

実してきたことにより、StarCraft AI の研究は盛んになってきている。2010 年より毎年開催されている StarCraft AI Competition (SCAI Comp)では、数年毎に大会上位の AI とプロの対戦が行われており、現在までに AI は 0 勝 15 敗と惨敗している。Santiago らの調査[1]では、AI のレベルは平均的なアマチュアより弱いという結果が出ており、StarCraft AI はまだプロのレベルに遠い。近年、深層学習が画像処理や音声認識の分野などで大きな成果をあげている。簡単なゲームにおいては、映像を与えるだけで強いプレイヤーを作ることに成功している[3]。また、小規模な RTS ゲームである microRTS[b]においてプレイ映像を教師とした深層学習に成功した研究[4]が存在し、StarCraft にも応用出来ると考えた。しかし microRTS と比較すると StarCraft はゲームの規模が大きく、映像を教師とした深層学習は難しい。そこで本研究では StarCraft において重要となる作戦に注目し、深層学習を用いた対戦相手の作戦予測手法を提案する。

### 2. StarCraft

StarCraft とは Blizzard Entertainment が 1998 年に発売した RTS ゲームである。後に拡張パックである BroodWar がリリースされ、適用した状態で遊ぶのが一般的になっている。図 2 は StarCraft のプレイ画面である。

StarCraft は自分のユニットに命令を出し、敵ユニットを全滅させることで勝利となる。プレイヤーはゲームの開始時に自身が使用するユニットの種族を選択する。種族は Terran, Zerg, Protoss の 3 種あり、それぞれ次のような特徴を持つ。

<sup>†1</sup> 松江工業高等専門学校

a) TweakTown.com (<http://www.tweaktown.com/>) より引用

### ● Terran (テラン)

Terran のユニットは人間に近い見た目をしている。施設建設の際に他の種族と異なり場所の制約が無く、指定した場所に建設出来る。更に、建設後に施設を浮遊させて移動することも可能である。また、Terran のユニットや施設はダメージを受けた際に修理が可能である。3 種族中 Terran のユニットは最も弱いだが、遠隔攻撃兵器を利用した攻撃が強力である。

### ● Zerg (ザーグ)

Zerg のユニットは醜悪な化け物の姿をしている。施設は Worker ユニットの Drone が変態をすることで完成する。Zerg の施設は Creep という組織が覆う地面の上のみ建設が可能で、他種族は Creep の上に施設を建設出来ない。各ユニットの体力は低い攻撃力は高く、ユニット 1 体当たりの生産に必要な資源が少ないため短期決戦を得意とする種族である。

### ● Protoss (プロトス)

Protoss のユニットは宇宙人のような姿をしている。Protoss のユニットや施設は体力とは別にシールドを持ち、攻撃を受けてシールドが破壊されることで初めて体力が減少する。施設は位置を指定すると他の場所から転送されてくるため、Protoss の Worker ユニットの Woker ユニットの完成を待たずに他の作業を行うことが出来る。他の種族のユニットと比較すると Protoss のユニットは高性能だが、ユニット 1 体当たりの生産コストが高いという欠点がある。

プレイヤーは選択した種族のユニットに命令を出し、大別して以下の 4 作業を平行して行わなければならない。

#### (1) 資源回収

資源はの Mineral と Vespene Gas の 2 種類あり、どちらの資源も自軍を強化するために必要である。資源はマップ上に点在しており、Worker と呼ばれるユニットで回収する。資源は有限であるため、相手プレイヤーより多く資源を確保することで有利にゲームを進行出来る。

#### (2) 探索

資源回収や戦闘をする際、マップの状況を知ることは重要である。ゲーム開始時には図 3 のようにマップは黒い霧に覆われており、資源の所在や敵の位置を知ることが出来ない。このように対戦中にプレイヤーが得られる情報は完全なものではなく、自身が所有するユニットの視界範囲内の情報のみ取得することが出来る。プレイヤーは定期的なユニットを探索に送ることで最新のマップ情報を得ることが出来る。



図 2 StarCraft プレイ画面



図 3 探索前のマップ

#### (3) 自軍強化

Worker ユニットの建設命令を与えることで、資源を消費して施設の建設が出来る。施設には依存関係が存在し、ゲーム開始から強力な効果を持つ施設の建設は出来ない。Protoss において「cybernetics core」を建設する際には「gateway」という施設が必要である。例として Protoss の依存関係を図 4 に示す。施設を建設することでより強力なユニットの生産が可能になる。また、一部の施設には研究命令を与えることでユニットの能力を強化出来るものがある。ゲームの進行と共に扱うユニットは増加し、プレイヤーは最大 200 体ものユニットに命令を与えることもある。

#### (4) 戦闘

強化したユニットや施設を活かして相手ユニット・施設を攻撃する。ユニットには、敵から姿を消す能力（クローク）や遠距離攻撃や上空からの攻撃など特徴をもつものがあり、それぞれを活かした攻撃が重要である。相手のユニットと施設を全て破壊したプレイヤーが勝利となる。

## 3. StarCraft の作戦

StarCraft ではユニットの種族ごとに有効と言われる作戦が多数あり、プレイヤーの間で認知されている。基本といわれている 3 つの作戦を表 1 に示す。この 3 作戦が各種族で派生し、様々な作戦となっている。作戦には相性や対策

があり、敵が採る作戦に対して適切な対策をとることが勝利に繋がる。例えば表 1 に示す 3 つの作戦であれば、ラッシュはブームに有効、タートルはラッシュに有効、ブームはタートルに有効のような 3 すくみの関係がある。

表 1 StarCraft の基本作戦

作戦名称	内容
ラッシュ	ゲーム開始から出来る限り早く戦闘ユニットを生産し、速攻を仕掛ける作戦。
タートル	自ら攻撃を仕掛けず防御に徹し、敵のラッシュに対してカウンターを狙う作戦。
ブーム (マクロ)	攻撃も防御もせずユニットの生産や施設建設など自軍強化を進める作戦。

#### 4. 先行研究

StarCraft は戦闘に関する研究や、自軍強化手順の最適化など様々な観点から研究がされており、対戦相手の作戦を予測する研究もされている。Weber らは、約 5500 試合分のプロ同士による対戦リプレイからビルドオーダー (BO) 抽出し、手動で特徴付けた 18 作戦に分類した[5]。それらを教師データとして機械学習や統計手法を行うことで作戦を予測している。BO とは対戦におけるユニット生産や施設建造の順序のことである。例えば図 5 のビルドオーダーが示すように、Protoss の戦闘ユニットである zealot がゲーム序盤に生産されている場合、Weber の予測において Player1 の作戦はラッシュとなる。また、Synnaeve らは、Weber のリプレイデータを統計手法により 17 の作戦に分類し、ゲームのある状態から各作戦の生起確率を推定するモデルを作成している[6]。Synnaeve の予測は BO ではなく、ビルドツリーが用いられている。ビルドツリーとは施設建設がどの段階まで進行しているかを示すもので、「stargate」が建設されている際、図 4 の依存関係からビルドツリーは {pylon, nexus, gateway, cybernetics core, stargate} となる。例えば図 6 のようにビルドツリーが {pylon, assimilator, nexus, forge, photon cannon} である場合、防御施設 photon cannon が建設されているため、Synnaeve の作戦予測は表 1 の 3 作戦中ではタートルとなる。

Weber と Synnaeve がそれぞれ提案している予測手法では、全体の予測精度は平均して 75% 程度と高い精度で予測出来ているが、Terran 対 Terran や Protoss 対 Zerg における予測は 40% 程度の予測精度と低くなるという欠点があった。

また、RTS ゲームに深層学習を適用した研究も存在する。Marius らは microRTS[b]においてあるゲームの状態における勝率を深層畳み込みニューラルネットワーク (Deep CNN) を用いて算出している[4]。Marius の勝率計算は時間が掛かるが、従来の探索アルゴリズムよりも高い精度を示した。microRTS はゲーム AI 研究のために設計・開発された小規模 RTS ゲームである。



図 4 Protoss 施設の依存関係 [c]

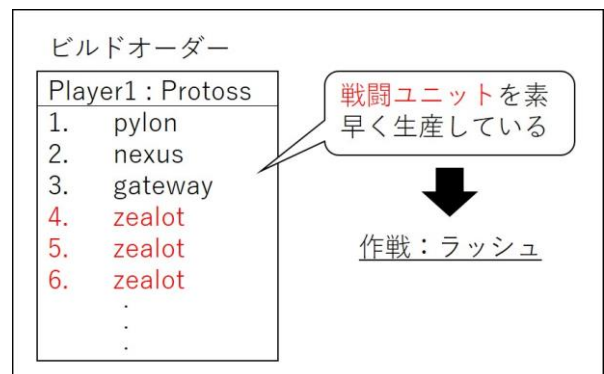


図 5 Weber の作戦予測



図 6 Synnaeve の作戦予測

## 5. 深層学習 (Deep Learning)

深層学習とは、多層ニューラルネットワークを対象とした機械学習のことをいう。深層学習は、画像処理や音声認識の分野で従来の手法よりも高い成果を示し注目を集めている手法で、ゲーム AI の研究にも利用され始めている。Volodymyr らが考案した DQN(Deep Q-Network)は、家庭用ゲーム機 Atari2600 のブロック崩しやスペースインベーダーなど 5 つのゲームにおいて、映像を入力データとして与えるのみで人間より高いスコアを出す AI の開発に成功した[3]。また囲碁においても深層学習を用いた囲碁 AI である AlphaGo は人間のトッププロに勝利している[7]。

## 6. 提案手法

本研究にて提案する手法は、対戦中に得られる情報から対戦相手が選択する作戦を深層学習により予測することである。予測にはゲームのある時点におけるプレイヤーのユニットの生存数と総死亡数を用いる。例えば図 7 の状況では Protoss の Worker ユニットである probe と生産施設 gateway を建設していることと、総死亡数が少ないことから、player1 の作戦はブームであると予測できる。以下、図 8 に従って本手法を説明する。また、StarCraft では 3 人以上でのチーム戦も可能であるが、簡単化のために 1 体 1 対戦の場合のみ考慮する。



図 7 提案手法概要



図 8 提案手法詳細

### (1) リプレイの用意

StarCraft には対戦のリプレイを記録し再生する機能があり、web 上にプロ・アマチュア問わず多数のリプレイが公開されている。Weber と Synnaev は、プロ同士のリプレイを用いている[5] [6]。提案手法でもリプレイを使用する。StarCraft のリプレイを用意した後、必要なデータを抽出し、作戦毎にラベリングしたものを深層学習の教師データとする。Weber が研究に用いたプロ同士のリプレイ約 5500 試合[d]は公開されており、利用を試みたが一部に 3 人以上の対

戦リプレイや、ゲームバージョンの古いリプレイ含まれていたため正常に実行できなかった。

### (2) データ抽出

作戦の予測は可能な限りゲーム早期に、かつどの対戦においても高い精度で行えることが望ましい。予測には対戦相手の情報が必要であるが、図 3 に示したように対戦中にプレイヤーが得られる情報は完全なものではなく、自身のユニットの視界範囲内の情報のみである。よって学習に用いるデータの抽出には、より予測を正確に行うために霧を除去し、全ての情報にアクセス可能な状態で行う。用意したリプレイから以下の表 2 に示すデータを抽出対象とする。フレーム毎にデータを抽出すると膨大なものとなるため、抽出はユニットの数に変化が起きる、「ユニット生産時」と「ユニット死亡時」と「ユニット変形時」のみ行う。

抽出するプログラムは BWAPI4.1.2 を使用して実装している。BWAPI は StarCraft BroodWar 上で動作するプログラム開発を目的として非公式に公開されている API で、現在 C++ と Java にて利用可能である。

表 2 抽出するデータ

データ	説明
経過フレーム数	ゲーム開始からのフレーム数。Fastest 設定で約 24 フレーム/秒。
生存ユニット数	233 種のユニットがそれぞれ何体生存しているか、プレイヤー毎に抽出。
総死亡ユニット数	プレイヤー毎の死亡した総ユニット数。

### (3) ラベリング

抽出したデータを作戦予測に用いるためには、そのデータがどの作戦を示しているかを明示しておく必要がある。この作業を本研究ではラベリングと呼ぶ。Weber らは、対戦相手のユニット生産と施設建設の順序であるビルドオーダーとユニットの種族をもとに 18 種 (と例外 3 種) の作戦でラベリングを行っている[5]。一方、Synnaev らは、施設建設の進行度を示すビルドツリーとユニットの種族をもとに 17 種 (と例外 3 種) の作戦でラベリングを行っている[6]。本手法では、表 2 のデータをもとに Weber の 18 種の作戦でラベリングする予定である。

### (4) 深層学習

ラベリングが終了した抽出データを教師データとして深層学習を行う。深層学習の対象となるニューラルネットワークへの入力、経過フレーム数と各プレイヤーの生存ユニット数と総死亡ユニット数を合計した 470 入力を考えている。また、出力は 21 としそれぞれの出力値は、入力データが 18 作戦と例外 3 種を示している確率である。

深層学習の実装には Google が提供する機械学習ライブラリである TensorFlow を利用しようとしていたが、教

師データの用意に時間が掛かっており、まだ実装出来ない。

## 7. 今後の課題

発表までには、教師データを用意して学習させ、敵作戦予測をしたい。また、可能であれば先行研究と比較して改善点を見つけ、StarCraft AI に本研究の予測を導入したうえで対戦実験を行って、作戦予測の有用性を確かめたい。

## 参考文献

- [1] Santiago Ontañón et al. "A Survey of Real-Time Strategy Game AI Research and Competition in StarCraft " IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG 2013)
  - [2] UAlberta StarCraft AI Competition 2015  
<http://webdocs.cs.ualberta.ca/~cdavid/starcraftaicomp/>
  - [3] Volodymyr et al. "Playing Atari with Deep Reinforcement Learning", arXiv:1312.5602v1 [cs.LG] 19 Dec 2013
  - [4] Marius Stanescu et al. "Evaluating Real-Time Strategy Game States Using Convolutional Neural Networks", IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG 2016)
  - [5] Ben G. Weber and M. Mateas, "A Data Mining Approach to Strategy Prediction", IEEE Symposium on Computational Intelligence in Games (CIG 2009)
  - [6] Gabriel Synnaeve and Pierre Bessière, "A Bayesian Model for Opening Prediction in RTS Games with Application to StarCraft", IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG 2011)
  - [7] David Silver1 et al. "Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search", Nature 529, 484–489 (2016).
- b ) <https://github.com/santiontanon/microrrts>  
c ) <http://www.teamliquid.net/forum/brood-war/> より引用  
d ) [http://nova.wolfwork.com/datasets/Webber\\_replays.7z](http://nova.wolfwork.com/datasets/Webber_replays.7z)