

# 決定木学習を利用した 格闘ゲームにおける対戦相手の行動予測に基づく行動選択

酒井賢人\*<sup>1</sup> 森山甲一\*<sup>1</sup> 武藤敦子\*<sup>1</sup> 松井藤五郎\*<sup>2</sup> 犬塚信博\*<sup>1</sup>

\*<sup>1</sup> 名古屋工業大学 \*<sup>2</sup> 中部大学

## 1 はじめに

近年人工知能 (AI) にゲームをプレイさせるという試みが盛んに行われている。その中でも、囲碁, 将棋, オセロなどのターン制戦略ゲームの分野では, 人間のプレイヤーと同等以上の能力を発揮できるようになってきている [1]。一方で, 格闘ゲームのようなリアルタイム戦略ゲームの分野では, 人間と対等な条件の下で AI が熟練した人間のプレイヤーに勝利することは難しいとされてきた。

本研究ではリアルタイム戦略ゲーム分野の中で格闘ゲームに着目し, 対戦相手の行動予測を組み込むことで AI の行動選択能力の向上を目指す。題材として, 研究用格闘ゲーム「FightingICE」[2] を使用した。浅山らは, 認識速度の遅れが対戦スコアに不利な結果を与えることを示し,  $k$  近傍法と線形補外による行動予測によって擬似的な認識速度の差を生み出すことを提案している [3]。本研究では行動予測のための学習手法として決定木学習を採用し, 予測による対戦スコアへの影響を調査した。決定木学習を利用することで, 学習された行動予測ルールを設計者が確認できるため, 実際にどのような予測を行っているのかという分析が容易になる。

## 2 FightingICE

### 2.1 概要

Java 言語を用いて開発された格闘ゲームで, 1 ラウンドを 60 秒とし, 3 ラウンドを 1 試合と定義している。そして, 1 秒を 60 のフレームに分割し, 各エージェントはフレーム単位で情報を獲得可能となっている。また, 各エージェントの操作するキャラクターには HP と Energy というパラメータが設定されており, HP は相手からどれだけのダメージを受けたか, Energy は特定の攻撃を行うのに消費するエネルギーの保有量を示している。各ラウンドの結果の評価として, 対戦スコ

ア  $S$  を以下のように定義する。なお,  $oppHP$  は自分が相手に与えたダメージ,  $myHP$  は相手が自分に与えたダメージを示す。

$$S = \frac{oppHP \times 1000}{oppHP + myHP} \quad (1)$$

### 2.2 特徴

このゲームの最大の特徴として, エージェントの認識能力の制限が挙げられる。エージェントが認識できる情報は, 人間の認識速度の限界と条件をそろえるため, 実際の時刻より 15 フレーム (=0.25 秒) 前のものに制限される。この制限を設けることで, 相手の行動の始動を確認してから最適な行動を選択するという超人的な反応は不可能となる。

## 3 提案手法

本研究では決定木学習によって行動を予測し, 擬似的に認識が早い状態を作り出す。

### 3.1 座標の予測

このゲームでは, 各フレームにおいてキャラクターの座標  $(X, Y)$  と移動速度 ( $speedX, speedY$ ) が与えられるため, 座標に速度の値を加算することで次のフレームにおける座標  $(X', Y')$  が算出できる。そこで, 直近のフレームでは等速運動をしていると仮定したうえで, 速度から  $f$  フレーム後における予測座標  $(X_f, Y_f)$  を導出する。導出された座標をもとに決定木で行動を推測する。

$$X_f = X + speedX \times f \quad (2)$$

$$Y_f = Y + speedY \times f \quad (3)$$

### 3.2 行動の予測と行動選択

第一ラウンドを除く各ラウンドの開始時に, 対戦中に記録したデータから「Weka」[4] の J48 アルゴリズムを用いて決定木を作成, 作成された木に基づいて行動予測を行う。説明変数として 15 フレーム前の互いのキャラクターの座標, キャラクター間の距離, 互いのキャラクターの持つ Energy の量, HP の差, 相手のキャラクターの状態, 互いのキャラクターの持つ移動速度を用い, 目的変数として説明変数と同時刻の相手の行動を設定して学習を行う。

Action selection based on prediction of the opponent's action with decision tree in a fighting video game

Kento Sakai\*<sup>1</sup>, Koichi Moriyama\*<sup>1</sup>, Atsuko Mutoh\*<sup>1</sup>, Tohgoroh Matsui\*<sup>2</sup> and Nobuhiro Inuzuka\*<sup>1</sup>

\*<sup>1</sup>Nagoya Institute of Technology, Nagoya 466-8555, Japan

\*<sup>2</sup>Chubu University, Kasugai 487-8501, Japan

行動選択に用いる行動ルールは格闘ゲーム AI の大会「FightingGameAICompetition」2015 年大会 [5] に出場したエージェントの一つである「machete」を用いる。machete は相手の距離や状態を認識して行動を選択するエージェントである。

## 4 検証実験

### 4.1 実験環境

対戦相手として、同大会に出場したエージェントの中から以下の3つを選択した。

- Jay\_Bot : 距離と Energy を認識, 決められた1つのルールで行動を選択する (以後 JB と表記)
- ASH : 遺伝的アルゴリズムによって事前に作りこんだルールを状況に応じて切り替える
- AsuchAI LEPnkNN [3] : k 近傍法と線形補外を用いて行動予測, 結果を行動選択へ反映する (以後 AL と表記)

$f$  フレーム後の予測座標から対戦相手の行動を予測した。  $f$  を 1 から 10 まで 1 刻み, 10 から 50 まで 10 刻みで変更し, それぞれの対戦相手に対して 10 回ずつ試合を行った。 machete にも同じ対戦相手と 10 試合ずつ行わせ, 座標の予測と決定木学習の導入による対戦スコアへの影響を確認した。

### 4.2 実験結果・考察

図 1 から図 3 に各対戦相手と対戦した結果得られた平均スコアを示す。横軸は何フレーム後を予測したか, 縦軸は平均スコアを示しており, 橙色の線が予測を組み込む前の machete の平均スコアを示す。

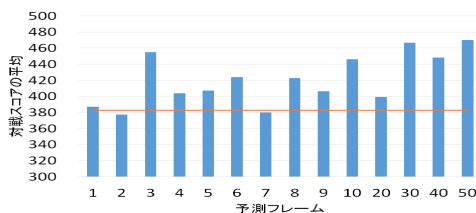


図 1: Jay\_Bot (JB) との対戦結果

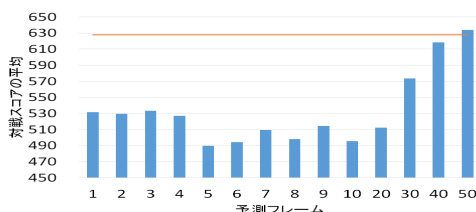


図 2: ASH との対戦結果

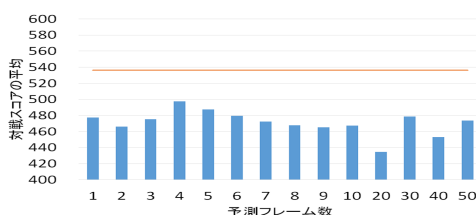


図 3: AsuchAI LEPnkNN (AL) との対戦結果

JB との対戦においては, 予測を組み込む前よりもスコアが向上する傾向にあったが, 残りの 2 つのエージェントとの対戦においては, 予測を組み込むことでスコアが下がってしまった。そこで予測精度を計測したところ, ASH と AL との対戦は JB との対戦に比べて 10 % ほど予測精度が低いという結果が得られた。AL は予測によって, ASH は観測した状況に応じて, 同一条件下でも異なる行動を取る可能性があり, 予測がうまく機能していないと推測される。一方, JB はルールの切り替えや行動予測を行わないため, 予測により事前に行動を疑似認識可能であり, 結果としてスコアが向上したと思われる。また, ASH や JB との対戦においては予測フレーム数が大きくなるにつれて, 全体としてスコアが上昇する傾向にあった。一方で, AL との対戦では 5 フレーム以上予測したときのスコアは低下する傾向にあった。このような現象の原因の一つとして, 基本的に相手の行動を先読みできるほど有利であるが, AL には相手の行動を予測する学習機構が組み込まれており, 学習による行動選択によって, こちらの予測とは異なる行動を選択する可能性が大きくなるためと考えられる。

## 5 おわりに

本研究では, 決定木学習を利用した対戦相手の行動予測を行った。しかし, 複数の行動ルールを持つ相手や, 学習によってこちらの行動を予測してくる相手に対しては予測があまり有効ではなく, 結果的にスコアを低下させることになった。今後はそのような相手に適応した行動の選択方法を検討することが課題となる。また, 学習手法の違いによる予測精度や平均スコアの変化について検証していく必要がある。

## 参考文献

- [1] David Silver *et al.* “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search”, *Nature* 529, pp. 484–489, 2016.
- [2] <http://www.ice.ci.ritsumei.ac.jp/~ftgaic/> (2017 年 1 月 9 日参照)
- [3] 浅山和宣, 森山甲一, 福井健一, 沼尾正行「線形補外と k 近傍法を用いた格闘ゲームにおける敵の位置と行動の予測」, 第 29 回人工知能学会全国大会, 2015.
- [4] <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> (2017 年 1 月 9 日参照)
- [5] <http://www.slideshare.net/ftgaic/2015-fighting-game-artificial-intelligence-competition> (2017 年 1 月 9 日参照)