

## ニューラルネットワークを用いた人狼知能における性能評価

## Performance Evaluation of AI Wolf Using Neural Network

堂黒浩明<sup>\*1</sup> 松原仁<sup>\*1</sup>  
Hiroaki DOGURO Hitoshi MATSUBARA

<sup>\*1</sup>公立はこだて未来大学  
Future University Hakodate

Machine learning techniques are often used to make strong AI game programs. We can make AI Wolf strong programs using machine learning techniques. This work investigates whether neural network techniques are effective for 15 person AI werewolf programs. Experimental results shows neural network techniques are effective.

## 1. はじめに

人工知能の研究にはゲームを題材としたものも数多く存在する。その中でも、勝ち負けで性能の評価がしやすいといった要因から、強くすることを目指した研究は古くから行われてきた。

近年、不完全情報ゲームである人狼ゲームが人工知能研究の題材として注目を集めている。人狼知能プロジェクト<sup>\*1</sup>も発足され、人狼ゲームをプレイするAIである人狼知能において、強さを競う人狼知能大会というものも開催されている。人狼ゲームには嘘の情報を扱うことや、プレイヤー同士の議論によってゲームが進行することといった特徴がある。そのため、人狼ゲームをプレイする人工知能の研究を進めることで、そうした分野の人工知能技術の発展が期待される。そこで、本研究では人狼ゲームを題材として、強い人狼知能を作ることを目指す。

強いゲームAIにはしばしば機械学習の技術が利用されてきた。人狼知能においても、機械学習を適用し性能の向上を図った研究がいくつかある。教師なし学習では、梶原らが強化学習によって人狼ゲームの最適戦略抽出を図った研究[梶原 14]がある。教師あり学習では、梶原らがSVMを用いて人狼知能の性能向上を図った研究[梶原 16]や、大川らが5人狼において、ニューラルネットワークを用いてSVMを用いたものと比較した研究[大川 17]がある。また、堂黒らは15人狼でニューラルネットワークを用いて、大川らの研究で言及されていなかった各プレイヤーの投票先情報を追加して人狼投票率が上がるかを確かめた[堂黒 18]。堂黒らの研究では、学習したエージェントが学習していないものより人狼投票率が高くなっているか示されていなかった。そのため、本研究ではランダムで投票するエージェントと比較し、どれだけニューラルネットワークを用いることで人狼投票率が高くなるかを確かめる。

## 2. 分析準備

## 2.1 用意したAI

分析するAIは堂黒らと同じものを使用した。用意した3つのAIの特徴を表1、各AIに用いられたニューラルネットワークの構成を表2に示す。各AIの人狼投票率を確かめるために、GAT2017とCEDEC2017で登録されていた人狼知能を対戦

表 1: 各 AI の特徴

| AI の種類 | 特徴                                                  |
|--------|-----------------------------------------------------|
| AI1    | 各プレイヤーの投票先を入力とした AI                                 |
| AI2    | 占い師数、霊媒師数、被占い結果、占い結果、CO 順番、投票変更数、日にち、推定発言数を入力とした AI |
| AI3    | AI1 と AI2 を組み合わせた AI                                |

表 2: 用意した AI のニューラルネットワークの構成

|         | AI1     | AI2     | AI3     |
|---------|---------|---------|---------|
| 入力次元    | 225     | 588     | 813     |
| 出力次元    | 15      | 15      | 15      |
| 中間層数    | 1       | 1       | 1       |
| 中間ユニット数 | 300     | 850     | 850     |
| 中間活性化関数 | Sigmoid | Sigmoid | Sigmoid |
| 出力活性化関数 | Softmax | Softmax | Softmax |

相手として使用した。用意したAIのゲーム中の挙動は、発言はせず、1日の初めにニューラルネットワークによる分類を行い、生存している中で出力値が最も高いエージェントを人狼として投票することとした。

## 2.2 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークの活性化関数であるSoftmax関数の特徴として、算出した数値を確率で表現できるという点がある。この特徴から、本研究に適用した例で言うと、Softmax関数を用いることで最も人狼の確率が高いプレイヤーを割り出すことができると言える。本研究では、GAT2016とGAT2017の15人狼におけるログを教師データとして用いた。そうして、投票先情報が出る2日目以降を対象に、1日毎のデータから15人のプレイヤーの内1人を人狼として分類するように学習を行った。

## 3. 分析結果

## 3.1 用意したAIとランダム投票の比較

用意したAIとランダム投票としたAIでそれぞれ1000回の対戦を行った。その対戦から得られた、分類を行った2日目以降での各AIの人狼投票率を表3に、日にち毎の人狼投票率を図1に示す。この際、7日目からはデータ数が少ないため7

連絡先: 堂黒浩明, 公立はこだて未来大学松原仁研究室, 〒041-8655, 北海道函館市亀田中野町116番地2号, TEL:0138-34-6125, E-mail:g2117031@fun.ac.jp

<sup>\*1</sup> <http://aiwolf.org/>

表 3: 用意した AI の人狼投票率

| 用意した AI | 人狼投票率  |
|---------|--------|
| AI1     | 26.51% |
| AI2     | 31.67% |
| AI3     | 30.62% |
| Random  | 25.22% |

日目以降の人狼投票率を合計した時の割合を表示した。

表 3 の内容から, Random と各 AI の間でカイ二乗検定を行った結果, AI2 と AI3 は Random よりも人狼投票率が有意に高かった ( $p < .01$ ). このことから, 入力情報によっては 15 人狼においても, ニューラルネットワークによって性能が向上することがわかった。

次に図 1 の内容を見ると, 6 日目以降だとニューラルネットワークを用いた AI は Random よりも人狼投票率が下がっていた。こうした結果になる要因として, まず, Random は序盤の人狼投票率が低いため, 6 日目や 7 日目に人狼が複数残っていて人狼投票率が高くなるのではないかと考えられる。また, 最後まで生き残る人狼はあまり人狼らしい特徴を持たないため, ニューラルネットワークによる分類の際にうまくいかないのではないかと考えられる。

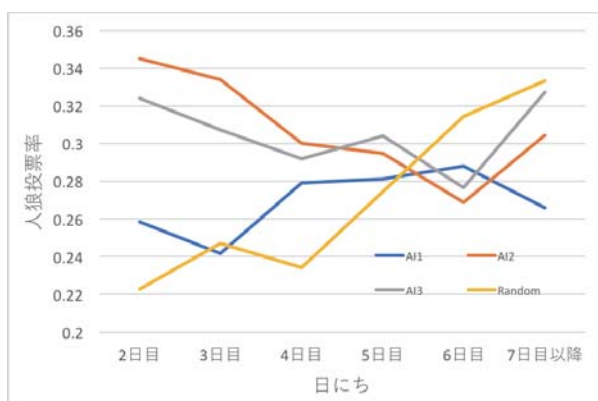


図 1: 各 AI 毎の日にちによる人狼投票率

### 3.2 6 日目以降の投票方法変更

ニューラルネットワークを用いて学習した AI が, ゲーム終盤において低い人狼投票率を得た。この理由として, 最後に生き残っている人狼は人狼らしい特徴を持たないことが考えられる。

ニューラルネットワークの出力値は, 対応するプレイヤーが人狼の確率が高いほど値も大きくなる。そのため, 出力値が低いエージェントは人狼だと分類されていないものと言える。出力値の低い方から投票すると, 本来その値に対応するプレイヤーは人間であるため人狼投票率は低くなると考えられる。しかし, 反対にその投票方法で人狼投票率が上がった場合は, 用意した AI は生存しているプレイヤーの中で, 人狼を最も人狼らしくないプレイヤーとして頻繁に分類していることが言える。

人狼投票率の変化を確かめるために, 6 日目以降は分類時の出力値が低い方から投票するように各 AI の内容を変更し再度対戦を行った。6 日目と 7 日目以降でそれぞれ 1000 回の投票を行った時の割合を表 4 に示す。表 4 の内容から, 各 AI の

表 4: 変更前と後の人狼投票率

|              | AI1   | AI2   | AI3   |
|--------------|-------|-------|-------|
| 6 日目の通常の投票   | 29.8% | 28.0% | 27.8% |
| 6 日目の変更後投票   | 33.5% | 36.0% | 33.3% |
| 7 日目以降の通常の投票 | 31.0% | 31.1% | 31.2% |
| 7 日目以降の変更後投票 | 38.5% | 40.7% | 37.7% |

投票方法変更前と後でカイ二乗検定を行ったところ, 6 日目は AI2 と AI3 で, 7 日目以降では全ての AI で変更後の方が人狼投票率が有意に高くなった ( $p < .01$ ).

こうした結果により, 用意した AI はゲーム終盤に人間に対して人狼だと分類して投票しているケースが多いことがわかった。このことから, 用意した AI に使用した入力情報はゲーム終盤の分類において適切でないことが考えられる。

## 4. まとめ

本研究では, 15 人狼にニューラルネットワークを適用した際に, どれだけ人狼知能の性能が向上しているかを調べた。

本研究における分析から, ニューラルネットワークを用いることで, ランダムで投票するものより高い人狼投票率を得られることが示された。しかし, ゲーム終盤においては人狼をうまく分類できていないことが判明した。その原因として, 強い人狼が生き残った場合, あまり人狼らしい特徴を持たないためうまく分類ができなかったと考えられる。さらに, 人狼知能大会の上位エージェントには, 人狼投票率が高いプレイヤーを襲撃するという特徴を持つものが確認できた。このことから, 人狼を推定できていないプレイヤーばかりがゲーム終盤で生き残っており, そうしたプレイヤーの間違った情報が多くなることによって, 分類がうまくいかないようになったと考えられる。

今後の展望として, 本研究で用いた入力情報を 1 種類ずつ除いて学習した AI を用意し, どういった情報が誤った分類に繋がるのかを検証する必要がある。

## 参考文献

- [堂黒 18] 堂黒浩明, 松原仁: ニューラルネットワークを用いた人狼推定における投票先情報の有効性評価, GAT2018 論文集.
- [梶原 14] 梶原健吾, 鳥海不二夫, 大橋弘忠, 大澤博隆, 片上大輔, 稲葉通将, 篠田孝祐, 西野順二: 強化学習を用いた人狼における最適戦略の抽出, 第 76 回全国大会講演論文集 2014(1), pp. 597-598, 2014-3-11.
- [梶原 16] 梶原健吾, 鳥海不二夫, 稲葉通将, 大澤博隆, 片上大輔, 篠田孝祐, 松原仁, 狩野芳信: 人狼知能大会における統計分析と SVM を用いた人狼推定を行うエージェントの設計, 第 30 回人工知能学会全国大会 (2016).
- [大川 17] 大川貴聖, 吉仲亮, 篠原歩: 深層学習を用いて役職推定を行う人狼知能エージェントの開発, ゲームプログラミングワークショップ 2017, pp. 50-55, 2017-11-10.