

# 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

堂黒浩明<sup>1,a)</sup> 松原仁<sup>1</sup>

**概要:** ゲームをプレイする人工知能には強くするために機械学習の技術が適用されてきた。人狼ゲームにおいても機械学習の技術を用いることで、人工知能の能力が向上することが先行研究でも明らかにされている。本研究ではニューラルネットワークを用いて、先行研究で使われていた入力情報と同じものを使用して学習を行った。さらに、先行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、他の情報に追加して人狼推定率が向上するかを確かめた。その結果、投票先情報はゲーム終盤で人狼への投票率が高いことがわかった。

## Effectiveness Evaluation of Vote Information in Estimation Werewolf Using Neural Network

HIROAKI DOGURO<sup>1,a)</sup> HITOSHI MATSUBARA<sup>1</sup>

**Abstract:** Machine learning is used to improve performance of AI for playing game. Related works indicates that they are valid in Werewolf game. This work uses neural network to improve AI Wolf, and uses Vote Information that was not used in related works. Experimental result shows Vote Information gains high rate of estimation werewolf in end game.

### 1. はじめに

ゲームを題材とした人工知能の研究は古くから数多く行われてきた。その中でも、人間を超えるべき目標と定め、強くすることを目指す分野は目まぐるしい発展を遂げている。チェスや囲碁といった完全情報ゲームにおいては、そのゲームにおける最高レベルのプレイヤーに勝つ程までになっている [1][2]。不完全情報ゲームにおいても研究が進んでおり、近年、多人数で行う人狼ゲームに関心が寄せられている。人狼ゲームは嘘の情報を取り扱うことや、会話によってゲームが進行することといった特徴がある。実社会と似た特徴を持つ人狼ゲームの研究をしていくことで、そういった分野の人工知能技術の発展に繋がることが期待されている。本研究では、人狼ゲームを題材として、このゲームにおける強い人工知能を作成することを目的とする。

人狼ゲームについて研究しているプロジェクトとして人狼知能プロジェクトというものがある [3]。このプロジェクトは人狼ゲームをプレイする人工知能を人狼知能と定義して活動している。その活動内容には本研究でも利用している人狼知能対戦プラットフォームの提供や、人狼ゲームに関する論文の執筆、人狼知能大会の開催といったものがある。人狼知能大会とは 2015 年から毎年開催されているもので、人狼知能のみで対戦を行う大会である。この大会により、実力の強い人狼知能のログデータが手に入るようになり、多くのゲーム研究で用いられてきた機械学習技術の利用が容易になった。本研究においても、強い人狼知能を目指す上で機械学習技術を適用する。教師データを用いない機械学習を利用した先行研究には、梶原らの強化学習によって人狼ゲームの最適戦略抽出を図ったものがある [4]。

### 2. 関連研究

人狼知能のログデータを使用した研究として、梶原らが

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

<sup>a)</sup> g2117031@fun.ac.jp

表 1 梶原らの研究で用いた入力情報

| 状態    | 詳細                                      |
|-------|---|
| 日にち   | ゲーム内の日にち                                |
| 占い師数  | 占い師 CO しているプレイヤー数                       |
| 霊媒師数  | 霊媒師 CO しているプレイヤー数                       |
| 被占い結果 | 対象エージェントが受けた占い結果の人間判定数と人狼判定数            |
| 占い結果  | 対象エージェントが発言した占い結果の人間判定数と人狼判定数           |
| CO 順番 | 対象エージェントがゲーム中何番目に占い師、または霊媒師として CO したか   |
| 投票変更数 | 対象エージェントが投票発言を行った日に、発言先と実際の投票先が違った場合の回数 |

表 2 大川らの研究で新たに加えた入力情報

| 状態     | 詳細                                 |
|--------|------------------------------------|
| 生死状況   | 対象エージェントが生きているか死んでいるか。また、襲撃で死んでいるか |
| 肯定的意見数 | 他プレイヤーへの人間推定発言数と同意発言数              |
| 否定的意見数 | 他プレイヤーへの人狼推定発言数と否定発言数              |

SVM を用いて学習し、人狼推定精度の向上を図ったものがある [5]。教師データとして 2015 年の人狼知能大会のログデータを使用した。学習のための入力情報は表 1 に記す。いくつかの条件に従って人狼推定を行うルールベースのエージェントと、SVM による人狼推定も加えたエージェントを用意し、ゲーム内における人狼への投票率と勝率を比較した。その結果、SVM による人狼推定を加えたエージェントの方が投票率と勝率共に高くなった。このことから、人狼知能大会のログデータを教師データとした、教師あり学習を適用することで人狼知能を強くできることが示された。

次に、大川らが表 1 と同じ入力情報で SVM と多層パーセプトロンの 2 通りで学習したものを比較した研究がある [6]。梶原らの研究 [5] とは、GAT2017 の人狼知能大会のログデータを用いている点と、プレイヤー人数が 15 人でなく 5 人で対戦している点が異なる。2 つの手法を比較した結果、同じ入力情報を用いた場合、多層パーセプトロンで学習した方が高い人狼推定率を得た。また、新たに 3 つの入力情報を加えて、再び SVM と多層パーセプトロンによる学習結果の比較を行った。新たに加えた入力情報は表 2 に記す。再度の比較の結果、入力情報の追加前より追加後の方が人狼推定率が高くなり、多層パーセプトロンで学習した方が高い人狼推定率を得た。このことから、人狼ゲームにおいて教師あり学習であるニューラルネットワークの適用が有効であると示された。また、梶原らの研究 [5] で用いた入力情報に、新たな情報を加えることで人狼推定率が向上する可能性が見つけられた。

以上の関連研究の内容を踏まえて、本研究では教師あり学習であるニューラルネットワークを人狼知能に適用す

表 3 ニューラルネットワーク 1 の構成

|         |         |
|---------|---------|
| 入力次元    | 225     |
| 出力次元    | 15      |
| 中間層数    | 1       |
| 中間ユニット数 | 300     |
| 活性化関数   | Sigmoid |

る。関連研究で用いられていた入力情報に新たなものを加えて、より高い人狼推定率が得られるかを検証する。

### 3. 分析準備

#### 3.1 提案する入力情報

新たに追加する入力情報として「各プレイヤーへの投票先」を加えることを提案する。その理由は、ゲーム中に 3 人狼が存在しており、お互いを投票先に選択してこなかった場合、投票先の関係を見ることで人狼が誰かを推定できるのではないかと考えたためである。

#### 3.2 実験環境

ニューラルネットワークによる学習には GAT2017 と 2016 年の人狼知能大会のログデータを使用した。ログデータから学習用の訓練ファイルを各年 15 個作成し、学習の際にはその中から 5000 件をランダムに抽出し行った。また、未使用のログデータからテスト用のファイルを作成した。各年 1 個ずつで学習することを 15 セット行い、最も人狼推定率が高かった時の数値を記録した。対戦には GAT2017 と 2017 年の人狼知能大会の人狼知能を使用した。また、本研究で提案する人狼知能は、人狼推定以外の要素を考慮しないため全て村人の役職とした。

### 4. 実験

本章では、投票先情報をニューラルネットワークの入力情報として用いることで、人狼推定に役立つかどうかの妥当性を検証する。

#### 4.1 投票先情報の入力方法

投票先情報を入力とする場合に、「各プレイヤーへのそれまでの投票回数」と「各プレイヤーへ投票したことがあるか (0 か 1)」の 2 通りの方法が考えられた。どちらの入力方法がより有効かをニューラルネットワークの学習結果で比較した。この際用いたニューラルネットワークの構成は表 3 に記す。

最も高くなった瞬間の数値は表 4 に記す。この結果から、「各プレイヤーへ投票したかどうか」の情報の方が有効であるとわかった。そのため、以降の実験ではこの入力方法を用いることとした。

#### 4.2 先行研究の各入力情報との親和性

入力情報を数種類合わせて学習した方が人狼推定率が上

表 4 2つの入力方法の人狼推定率

| 入力方法            | 人狼推定率  |
|-----------------|--------|
| 各プレイヤーへの投票回数    | 26.81% |
| 各プレイヤーへ投票したかどうか | 29.39% |

表 5 各入力情報の人狼推定率

| 投票先情報に追加した情報        | 人狼推定率  |
|---------------------|--------|
| なし                  | 29.39% |
| (1) 生死状況            | 29.40% |
| (2) 被人間占い数          | 31.34% |
| (3) 被人狼占い数          | 35.93% |
| (4) 何番目に占い師 CO      | 43.68% |
| (5) 何番目に霊媒師 CO      | 38.66% |
| (6) 人間占い数           | 33.11% |
| (7) 人狼占い数           | 32.75% |
| (8) 投票発言から実際の投票の変更数 | 30.14% |
| (9) 襲撃判定            | 32.22% |
| (10) 占い師と霊媒師の CO 数  | 31.46% |
| (11) 日にち            | 29.89% |
| (12) 人間推定発言数        | 38.88% |
| (13) 人狼推定発言数        | 36.28% |

表 6 情報を追加したもの毎のニューラルネットワークの構成

|         | 1~9     | 10      | 11      | 12~13   |
|---------|---------|---------|---------|---------|
| 入力次元    | 240     | 227     | 226     | 450     |
| 出力次元    | 15      | 15      | 15      | 15      |
| 中間層数    | 1       | 1       | 1       | 1       |
| 中間ユニット数 | 300     | 300     | 300     | 850     |
| 活性化関数   | Sigmoid | Sigmoid | Sigmoid | Sigmoid |

がることは先行研究からも明らかである。投票先情報に他の情報を追加した時に、その情報がノイズとなって学習を阻害するかどうかを検証する必要がある。そこで、先行研究で用いられていた情報 1 種類ずつを、それぞれ投票先情報に追加して学習を行った。各入力情報と最大の人狼推定率を表 5 に記す。(12) と (13) の推定発言数は、先行研究では同意・否定発言も含めていたが、実際の人狼知能のプレイの中で同意・否定発言を行うものは少ないため含めなかった。この際用いたニューラルネットワークの構成は表 6 に記す。この結果から、どの入力情報を追加しても追加前より人狼推定率が悪くなることはないことがわかった。従って、投票先情報に先行研究の入力情報全てを追加したものが、現段階で最も高い人狼推定率を得られるのではないかと考えられた。

#### 4.3 投票先情報の有用性評価

前節で、投票先情報に先行研究の情報を追加すると人狼推定率が高くなることが示された。そこで、本節では投票先情報の有用性を評価するために 3 つの AI を用意し比較を行った。

表 7 用意した AI の入力情報

| 用意した AI | 入力情報                    |
|---------|-------------------------|
| AI1     | 投票先情報のみ                 |
| AI2     | 大川らの研究 [6] で用いていた入力情報全て |
| AI3     | AI2 と投票先情報              |

表 8 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     |
| 活性化関数   | Sigmoid | Sigmoid | Sigmoid |

表 9 用意した AI の人狼推定率

| 用意した AI | 人狼推定率  |
|---------|--------|
| AI1     | 29.39% |
| AI2     | 58.52% |
| AI3     | 58.75% |

表 10 用意した AI の人狼投票率

| 用意した AI | 人狼投票率  |
|---------|--------|
| AI1     | 24.59% |
| AI2     | 30.78% |
| AI3     | 26.83% |

##### 4.3.1 人狼推定率の比較

これまでと同様に、テストデータを各 AI が読み込むことでそれぞれの人狼推定率を出して比較した。使用した AI の入力情報を表 7 に、ニューラルネットワークの構成を表 8 に記す。3 つの AI の学習後の最大となった人狼推定率を表 9 に記す。この結果から、AI1 に比べて AI2 と AI3 は大きな人狼推定率の向上が見られた。しかし、投票先情報を追加する前と後の人狼推定率にはあまり違いが見られなかった。

##### 4.3.2 人狼投票率の比較

ログデータからの人狼推定では AI2 と AI3 に違いが見られなかった。そのため、実際に人狼知能に学習したニューラルネットワークを搭載し、どれだけ人狼に投票できているかを比較した。人狼知能の投票方法は、1 日目はランダムで他プレイヤーに投票し、2 日目以降はニューラルネットワークによる分類をし、生存者の中でソフトマックス値が最も高いプレイヤーに投票することとした。各 AI 毎に 300 回の対戦を行い、得られた人狼投票率を表 10 に記す。この結果から、人狼投票率は投票先情報を追加しない方が高いことがわかった。そのため、入力情報を増やすほど人狼推定率と投票率が上がるわけではないことが示された。

次に、各 AI 毎のゲーム中の日にちでの人狼投票率を出した。その内容を図 1 に示す。このグラフを見ると、AI1 は人狼推定を行う 2 日目から、6 日目まで常に他 2 つより人狼投票率が低くなっていることに対して、7 日目のみ他

2つより人狼投票率が高くなっていることが確認された。このことから、投票先情報はゲーム終盤における人狼推定に役立つことが示された。また、同じ投票先情報を扱ったAI3はAI1よりも7日目の人狼投票率が低くなっていることから、入力情報を追加したことで、終盤の人狼推定に必要な情報にノイズが含まれている可能性が示された。

- [6] 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.

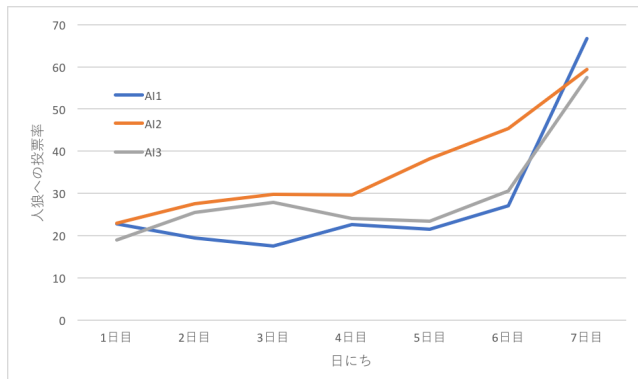


図 1 各 AI 毎の日にちによる人狼投票率

## 5. まとめ

先行研究によって教師あり学習であるニューラルネットワークを用いることで、ゲーム内における人狼推定の精度が示された。そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いて、先行研究で言及されていない新たな入力情報を加えることで、人狼推定率が向上するかを検証した。本研究の実験により、新たに提案した各プレイヤーの投票先情報は、ゲームの終盤における人狼推定に有効であることがわかった。

今後の展望として、先行研究で用いられていた入力情報の中から、投票先情報に追加してもノイズにならないものを見つけることを目指す。そうすることで、推定発言先を使用した、先行研究のものとは違うアプローチで人狼推定率の向上を目指す。

## 参考文献

- [1] Campbell, M., Hoane, A. J., and Hsu, F-h.: Deep blue, *Artificial intelligence*, Vol. 134, No. 1, pp.57-83 (2002).
- [2] Silver, D., et al.: Mastering the game of Go With deep neural networks and tree search, *Nature*, Vol. 529, No. 7587, pp. 484-489 (2016).
- [3] 人狼知能プロジェクト. <http://aiwolf.org/>.
- [4] 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.
- [5] 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).