

機械学習による人狼知能の陣営推定能力向上

今野伸浩^{†1} 大槻恭士^{†2}

ハードウェア能力向上とアルゴリズムの発展により、完全情報ゲームにおいては、近年 AI の能力が人間を凌駕するに至った。しかし不完全情報ゲームにおいては未だ AI より人間の方が強く、今後の研究が期待される分野である。本研究では不完全情報コミュニケーションゲームの人狼ゲームをプレイする AI (人狼知能) における、エージェントの陣営推定能力と勝率の関係を示し、さらに機械学習を用いた推定能力の向上について検討する。

Improvement of team estimation in AIWolf player using machine learning

KONNO NOBUHIRO^{†1} OTSUKI TAKASHI^{†2}

Game-playing AIs for complete information games such as chess, shogi and Go, have recently become stronger than human players thanks to the development of hardware and algorithms. It is said that the next step of game-playing AI is incomplete information games such as poker, mahjong and "Are You a Werewolf?", where human players are still stronger than AIs. In this report, focusing on AI agent which plays "Are You a Werewolf?", we show the relationship between the ability of team-estimation and winning percentage of agents, and investigate the improvement of team-estimation using machine learning.

1 はじめに

1.1 研究の背景

将棋やチェスといったゲームにおける人工知能と人間の対戦はこれまで頻繁に行われてきた。将棋、囲碁、チェスなどお互いにゲーム情報が全て与えられているゲームを完全情報ゲームといい、チェスでは 1997 年にコンピュータが人間に勝利し、将棋では 2013 年に勝利するなど、すでにコンピュータが人間を上回っているものが多い。一方ポーカー、麻雀、人狼ゲームなど、ゲーム情報が完全には与えられていないゲームを不完全情報ゲームといい、推論が多岐にわたるため完全情報ゲームに比べて研究が難しいとされている。そのため不完全情報ゲームにおいてコンピュータが人を上回るには大きな壁がある。

人狼知能プロジェクト[1]とは、不完全情報ゲームにおける人工知能の研究促進のため、人狼ゲームをプレイする人工知能(人狼知能エージェント)の実現を目的に発足されたプロジェクトで将来的には、人間と人工知能の人狼ゲーム対戦を目指している。

1.2 人工知能における人狼ゲーム

人狼ゲームは将棋や囲碁と異なり不完全情報ゲームであるため、多くの情報がプレイヤーによって隠蔽される。また、コミュニケーションゲームでもあるため、プレイヤー同士の会話によってゲームが進行する。そのため、他のプレイヤーの説得、嘘をついての騙し討ち、プレイヤーがつけた嘘の看破など、従来の人工知能が扱ってこなかった

課題が人狼ゲームには多数存在する。

これらの課題を解決するためには、「強い」エージェントで様々なシチュエーションをシミュレーションし、分析する必要がある。そのため、人狼知能プロジェクトでは、人狼知能エージェントを開発するためのプラットフォームの提供と開発したエージェントを対戦させる大会の開催を行っている。大会の結果や参加したエージェントは共有され、分析をすることで課題の解決を図り、新たな人工知能の開発に寄与すると期待されている。

1.3 研究目的

人狼ゲームをプレイする際に強さの要因として 2 つの要素が考えられる。1 つは人狼ゲームにおける戦術である。序盤の定石や終盤の詰めに戦術を利用することで勝率を上げることが可能である。もう 1 つは他のエージェントの役割や陣営の推定精度である。会話を行い、限られた情報から判断し行動する人狼ゲームにおいて、推定の精度は勝率に大きく関係していると考えられる。この推定精度は人工知能の課題の 1 つである嘘の看破に関係している要素でもある。

本稿では、人狼ゲームにおいて推定精度に着目した「強い」エージェントの構築を行う。

1.4 関連研究

近年、不完全情報ゲームにおける研究が多く行われるようになった。その際に、研究に使われるゲームは様々だがポーカーや麻雀などが多く利用されているが、人狼を利用した研究も行われるようになった。人狼推定の精度とゲーム勝敗について、梶原ら[2]が人狼知能大会に出場したプレイ

^{†1} 山形大学大学院 理工学研究科

^{†2} 山形大学学術研究院

ヤーの対戦ログデータを用い、村人陣営のエージェントが人狼エージェントに対してどのくらい投票を行ったかの割合を調べ、人狼推定精度とゲーム勝敗についての分析を行った。また、梶原[3]は SVM を用いて、人狼推定において有用な情報の分析と機械学習を実装したエージェントの設計を提案した。

本稿では人狼陣営を含めたすべての役職についての推定精度を求めるため、エージェントに対し推定結果をログとして出力するような修正を加え、ログからエージェントの推定精度を求め分析を行う。

2 人狼ゲームについて

2.1 人狼ゲームの概要

人狼ゲームは村人の中に紛れている人狼を探し出すことをコンセプトとしたコミュニケーションゲームである。人狼知能プロジェクトにおける人狼ゲームは BBS 型人狼準処ルールに沿って行われる 15 人人狼である。まず、プレイヤーはゲーム開始時に役職をランダムに割り振られる。ゲームは 1 日単位で進行する。プレイヤーは始めにプレイヤー同士の対話及び人狼同士の対話を行い、情報を交換する。これらの対話によって各プレイヤーは与えられた役職に応じて、追放すべきプレイヤー、襲撃すべきプレイヤー、占いなどの特殊な行動対象のプレイヤーを決定する。

その後、ゲーム内の日付が進み追放対象を決定する投票と人狼による襲撃、能力による結果の報告などが行われる。村人側、人狼側どちらかが勝利条件を満たすまでこれを繰り返す。

ゲーム終了条件

- 人狼がすべて追放された場合村人陣営の勝利となる。
- 村人の数が人狼の数と等しくなったとき人狼陣営の勝利となる。

2.2 役職

村人陣営

村人

何も能力を持たない。15 人中 8 人が選ばれる。

占い師

プレイヤーの中から 1 人を指定し、そのプレイヤーが人間か人狼かを知ることができる。15 人中 1 人が選ばれる。

霊媒師

追放されたプレイヤーが人間か人狼かを知ることができる。15 人中 1 人が選ばれる。

狩人

プレイヤーの中の 1 人を狼の襲撃から守ることができる。15 人中 1 人が選ばれる。

人狼陣営

人狼

人狼が複数いる場合、他の人狼を全て把握できる。また、夜の間に人狼以外のプレイヤーを 1 人襲撃し、殺すことができる。15 人中 3 人が選ばれる。

裏切者

人間であるが人狼陣営に所属する。特殊な能力を持たず、嘘をつくことなどによって村人側を混乱させ、人狼に有利になるように動く役割を持つ。15 人中 1 人が選ばれる。

2.3 人狼ゲームにおける用語

能力者

占い師、霊媒師、狩人の役職のプレイヤーをさす呼び名 CO

カミングアウト。自分の役職を周りのプレイヤーに明かす行為をさす。役職と合わせて占い師 CO というように用いられる。

騙り

嘘の役職をカミングアウトすることをさす。主に人狼や裏切者が村人陣営を騙すために行う。

2.4 人狼知能エージェント

人狼知能プロジェクトが提供する人狼知能プラットフォームを利用し作成された、人狼ゲームをプレイするエージェント。エージェント同士を対戦させ人狼ゲームをシミュレーションする。

3 人狼知能エージェントによる陣営推定

3.1 人狼ゲームにおける推定

人狼ゲームにおいて、推定を行う際に 3 種類の推定に分けられる。以下の 3 項目が推定の種類である。

陣営推定

村人陣営と人狼陣営の二つの陣営に分けて推定

役職推定

人狼ゲームで使用されている各役職に分けて推定

種族推定

人間と人狼の二つの種族に分けて推定

3.2 陣営推定結果の判定

本研究では、陣営推定について分析を行う。人狼知能大会参加エージェントのうち役職推定を行っているエージェントは少なく、また行っても一部の役職のみの推定で

あるため分析が困難であるということと、種族推定では本来人狼側である裏切者を人間として扱ってしまい、勝敗との関連性に疑問があるためである。

分析するエージェントの推定結果をログとして出力し、ログを分析することでエージェントの推定精度を調べた。推定ログの例を図1に示す

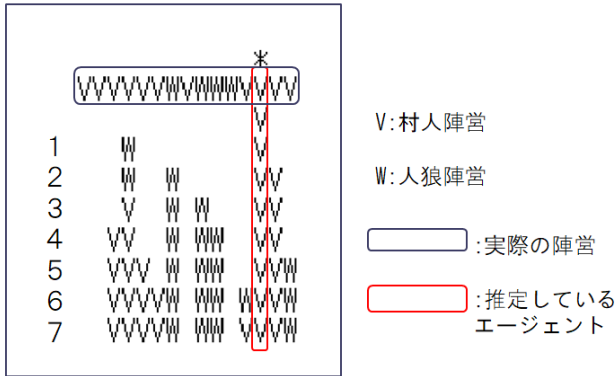


図1 推定ログ

図1内の青い枠で囲まれている部分が各エージェントの実際の陣営を表しており、Vは村人と能力者を含めた村人陣営をさし、Wは人狼と裏切者を含めた人狼陣営となる。次に、赤の枠で囲まれて、アスタリスクがついている部分は推定を行っているエージェントをさしている。行は日付対応しており、推定を行っているエージェントがその日に推定した結果を表している。

3.3 エージェントの陣営推定精度の評価

人狼は裏切者以外の人狼陣営のエージェント情報を得た状態でゲームを開始する。そのため、人狼エージェントの人狼陣営推定とは村人陣営に紛れた裏切者の推定となる。また、推定精度の評価方法としてF値を利用する。F値とは正確性を表す適合率(Precision)と網羅性を表す再現率(Recall)の調和平均のことで、正確性と網羅性の総合的な評価の際に利用される。適合率とは出力された結果の中にどれだけ正解となるデータが含まれているかを示す割合、再現率とは正解の中から正解となるデータがどれだけ得られたかを示す割合である。

エージェントの陣営推定精度のF値を以下のように定義し、表1に各記号の定義を示す。

村人陣営の適合率 P_v 、再現率 R_v 、F値 F_v

$$P_v = \frac{t_p}{n_v}, \quad R_v = \frac{t_p}{N_v}, \quad F_v = \frac{2t_p}{N_v + n_v}$$

人狼陣営の適合率 P_w 、再現率 R_w 、F値 F_w

$$P_w = \frac{t_n}{n_w}, \quad R_w = \frac{t_n}{N_w}, \quad F_w = \frac{2t_n}{N_w + n_w}$$

両陣営の平均F値

$$F = \frac{F_v + F_w}{2} = \frac{t_p}{N_v + n_v} + \frac{t_n}{N_w + n_w}$$

表1 陣営推定の混同行列

	村人側と推定	未定	人狼側と推定	計
村人側	t_p	$N_v - (t_p + f_n)$	f_n	N_v
人狼側	f_p	$N_w - (f_p + t_n)$	t_n	N_w
計	n_v	n_u	n_w	N

村人陣営のエージェントと推定した時、正しく推定できた数を t_p 、誤った数を f_n とする。また、人狼陣営のエージェントと推定した時、正しく推定できた数を f_p 、誤った数を t_n とする。 N_v は村人陣営の数、 n_v は村人陣営と推定した数を表し、 N_w は人狼陣営の数、 n_w は人狼陣営と推定した数を表す。 N はゲームに参加しているエージェントの数、 n_u は推定されていないエージェントの数である。

4 陣営推定精度と勝率の関係

4.1 検証方法

エージェントの推定は日を追うごとに変化する。そのため、本研究では1ゲームにおいて初日から最終日までのF値の平均を求め、それと勝率(100万回対戦データ)との相関係数を検証した。推定精度を検証するエージェントは第一回人狼知能大会に参加した勝率上位15名の中から5エージェント(A, B, C, D, E)を選び検証を行う。選ばれた5エージェントは1役職あたり1万回対戦を行った。

4.2 最終日までのF値の平均

5エージェント(A, B, C, D, E)の初日から最終日までの村人陣営推定、人狼陣営推定及び両陣営推定における役職ごとのF値の平均を計算した。さらに、各役職が割り振られる確率を用いて計算したF値の期待値を「総合F値」とする。結果は表2、表3、表4の通りとなった。

表2 1日から最終日までの村人陣営推定のF値の平均

	村人	占い師	霊媒師	狩人	裏切者	人狼	総合
A	0.260	0.405	0.224	0.306	0.215	0.225	0.260
B	0.200	0.479	0.417	0.272	0.285	0.414	0.287
C	0.319	0.447	0.385	0.373	0.524	0.434	0.372
D	0.379	0.330	0.301	0.364	0.253	0.260	0.337
E	0.270	0.461	0.558	0.358	0.272	0.423	0.339

表3 1日から最終日までの人狼陣営推定のF値の平均

	村人	占い師	霊媒師	狩人	裏切者	人狼	総合
A	0.337	0.571	0.389	0.296	0.163	0.337	0.571
B	0.334	0.479	0.356	0.358	0.284	0.334	0.479
C	0.485	0.584	0.490	0.485	0.584	0.490	0.485
D	0.291	0.546	0.463	0.291	0.546	0.463	0.291
E	0.419	0.262	0.530	0.419	0.262	0.530	0.419

表4 1日から最終日までの両陣営推定のF値の平均

	村人	占い師	霊媒師	狩人	裏切者	人狼	総合
A	0.299	0.488	0.307	0.299	0.488	0.307	0.299
B	0.267	0.479	0.387	0.267	0.479	0.387	0.267
C	0.402	0.515	0.437	0.402	0.515	0.437	0.402
D	0.335	0.438	0.382	0.335	0.438	0.382	0.335
E	0.344	0.362	0.544	0.344	0.362	0.544	0.344

4.3 検証結果

初日から最終日までの村人陣営推定、人狼陣営推定及び両陣営推定の総合F値と勝率との相関係数を表5に、散布図を図2、図3、図4に示す。

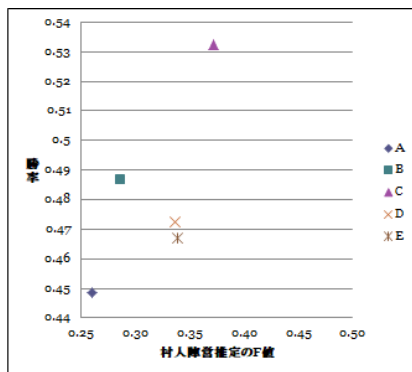


図2 村人陣営推定のF値と勝率の散布図

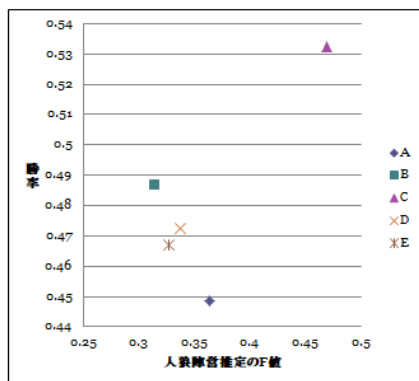


図3 人狼陣営推定のF値と勝率の散布図

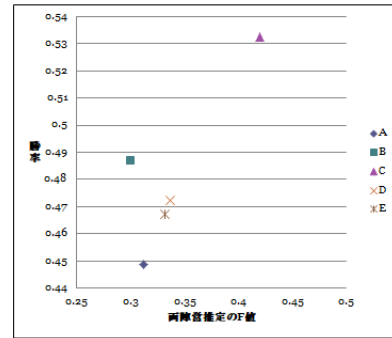


図4 両陣営推定のF値と勝率の散布図

表5 最終日までのF値の平均と勝率の相関係数

	村人陣営推定	人狼陣営推定	両陣営推定
村人	0.194	0.772	0.719
占い師	0.348	0.477	0.703
霊媒師	0.479	0.322	0.477
狩人	0.389	0.613	0.619
裏切り者	0.995	-0.782	0.370
人狼	0.680	0.324	0.716
総合	0.707	0.743	0.828

表5から村人陣営推定、人狼陣営推定及び両陣営推定の総合F値と勝率は高い正の相関であることがわかる。しかし、図2、図3、図4の散布図からわかるように、F値と勝率が他のエージェントに比べて非常に高いエージェントCという外れ値に引っ張られた結果としての高相関であると考えられる。

4.4 考察

本章では、人狼知能大会におけるエージェントの陣営推定精度が勝率に関係しているかを検証した。その結果、人推定精度は勝率に大きく関係し、陣営を正しく推定することが村人側、人狼側の勝率を上げることにつながる事が確認できた。

しかし分析したエージェントの数が少ないこととCエージェントのF値と勝率が他のエージェントに比べて高いことからCエージェントの影響を強く受けた結果となった。より正確な分析をするにはエージェントを増やす必要があると考えられる。

5 機械学習を用いたエージェントの構築

5.1 SVMを用いた人狼知能エージェント

前章において陣営推定精度と勝率に正の相関があることを示した。そこで、エージェントの陣営推定精度を向上させる手法として機械学習を用いたエージェントの構築を考える。

本章では、[2]で用いられている SVM を利用した村人エージェントを拡張したものを使用する。SVM は、識別平面と最も近い訓練サンプルとの距離“マージン”を最大化するように、識別平面を設定し、データの 2 クラス分類を行うパターン認識手法である。村人エージェントは以下の 2 種類のエージェントを準備し、強さの比較を行う。

- SVM を実装していない村人エージェント
投票対象となるエージェントはランダムに選ばれ投票される。
- SVM を実装した村人エージェント
ゲーム内の 1 日の始めに生存しているエージェントに関して、SVM を用いて陣営の判定を行い、その日までの人狼陣営判定の回数が最も多いエージェントに対して追加投票を行う。

本手法に用いる SVM の特徴ベクトルは先行研究[3]において人狼を推定するのに有効であるとされた 10 の要素と、新たにエージェントの推定を強く反映していると考え採用した投票に関する 4 つの要素からなる 14 次元ベクトルである。表 6 に特徴ベクトルの内訳を示す。この特徴ベクトルは学習モデルの作成と SVM を用いて人狼判定を行う際に利用される。モデルの学習では SVM を用いない村人エージェント 1 体と 14 体のサンプルエージェントとの対戦を 10000 回行って得られた約 10000 件のデータを訓練データとして用いた。カーネル関数は RBF カーネルを用いた。

表 6 特徴ベクトルの要素

特徴	値
COしている占い師への投票の有無	0または1
COしている霊媒師への投票の有無	0または1
COした占い師の数	0 ~ 5
COした霊媒師の数	0 ~ 5
占い師に占われた結果が人間の時	0または1
占い師に占われた結果が人狼の時	0または1
何番目に占い師CO	0 ~ 5
何番目に霊媒師CO	0 ~ 5
占い師が人間判定をした数	0 ~ 10
占い師が人狼判定をした数	0 ~ 3
宣言した投票先から変更した回数	0 ~ 13
日付	0 ~ 13
襲撃対象への投票	0または1
占い判定(人狼判定)への投票	0または1

GAT2017 に参加した 2 エージェントと 12 体のサンプルエージェントの計 14 体を対戦相手とする 15 人狼を 10000 対戦行ってエージェントの強さを測定した。測定結果を表 7 に示す。

表 7 村人エージェントの勝率

SVM	勝率
実装なし	0.362
実装あり	0.364

SVM を用いたエージェントと用いなかったエージェントの勝率の差について p 値を求めた結果 $p = 0.4984$ となり、 $p > 0.05$ であるため SVM を実装したエージェントとしなかったエージェントで有意な差は認められなかった。

5.2 考察

本章では、「強い」エージェントの構築を目的とし、推定精度向上を図るために機械学習である SVM を用いたが、高い勝率を得られなかった。これは、人狼ゲームの勝敗は他のプレイヤーの行動に大きく左右されてしまうことから、最も人数の多いサンプルエージェントの影響を強く受けたことが考えられる。そのため、他のエージェントの数を増やして対戦を行うか、または勝率以外の比較で評価を行う必要がある。

6 今後の課題

現在、Deep Learning[5]は囲碁など完全情報ゲームに用いられることが多く、不完全情報ゲームに用いられることは少ない。これは、不完全情報ゲームは盤面情報の評価が難しく、情報が限られているためゲーム開始時点では情報が少なすぎて、Deep Learning では推定が困難であるといった理由が上げられる。

しかし、Deep Learning と強化学習を組み合わせた Deep Q Network など新たな手法が研究され、今までよりも Deep Learning は広い分野のゲームの学習に対応できるようになった。Deep Learning は RNN[6]を利用することで時系列データを扱うことができるため、時系列のある人狼ゲームには Deep Learning が適用できるのではないかと考える。

参考文献

- [1]鳥海不二夫, 片上大輔, 大澤博隆, 稲葉通将, 篠田孝祐, 狩野芳伸: 人狼知能 だます・見破る・説得する人工知能, 森北出版(2016)
- [2]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, 狩野芳伸: 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, 人工知能学会全国大会 2016
- [3]梶原健吾: 人狼ゲームにおける学習エージェントの構築, 修士論文, 東京大学大学院工学系研究科

- [4]狩野芳伸, 大槻恭士, 園田亜斗夢, 中田洋平, 箕輪峻, 鳥海不二夫: 人狼知能で学ぶ AI プログラム, 株式会社マイナビ(2017)
- [5]巢籠悠輔: Deep Learning Java プログラム深層学習の理論と実装, 株式会社インプレス(2016)
- [6]岡谷貴之: 深層学習, 講談社(2015)