

人狼ゲームにおける既存エージェントを複数用いた合議的エージェントの実装と評価

田中 大樹^{1,a)} 松澤 智史²

概要: 不完全情報ゲームの一つである人狼ゲームは要求される能力が多岐にわたることから汎用人工知能の標準問題として注目を集めている。また、複数のモデルの出力を組み合わせる汎化性能の向上を図るアンサンブル学習という機械学習の手法があるが、人狼ゲームにおける適用例は少ない。そこで本研究では、人狼ゲームの既存エージェントを複数組み合わせた合議的エージェントを実装し、その性能を既存エージェントとの対戦によって評価した。対戦の結果、複数の役職で最も勝率の高い既存エージェントを上回る勝率を記録し、さらに実験で用いたすべての既存エージェントに対して安定して高い勝率を記録することができた。本研究によって、標準問題として注目されている人狼ゲームにおいて合議的エージェントの有用性を示すことができた。

キーワード: ゲーム AI, 人狼, アンサンブル学習

1. はじめに

1.1 研究背景

近年、ゲーム AI の研究は大きく発展を遂げている。ゲーム中の全ての情報が全てのタイミングで公開される完全情報ゲームでは、DeepMind が開発した AlphaGo[1] が囲碁のトッププロであるイ・セドルを破った。完全情報でないゲームである不完全情報ゲームは、ゲーム AI において完全情報ゲームよりも難しいタスクとされている。しかし、カーネギー・メロン大学の開発した Libratus[2] が、不完全情報ゲームの一つであるポーカーでプロプレイヤーを破った。ゲーム AI の開発は完全情報ゲームに限らず、不完全情報ゲームまで進出している。

不完全情報ゲームの一つである人狼ゲームは、推論やコミュニケーションなどの多岐にわたる能力が必要とされることから汎用人工知能の標準問題として注目を集めている [3]。「人間と自然なコミュニケーションを取りながらプレイできるエージェントの構築」を目標に人狼ゲームの人工知能を研究する「人狼知能プロジェクト」[4] も立ち上げられており、盛んに研究が行われている。人狼知能プロジェクトではオープンソースなコンペティションである人狼知能大会を毎年複数回開催しており、多数の参加者の

エージェントが公開されている。

また、機械学習の手法の一つとしてアンサンブル学習 [5][6][7][8] がある。複数のモデルの出力を平均や多数決などを用いて統合し一つのモデルの出力とする手法であり、多くのモデルの出力を参考にすることができるので汎化性能の向上が期待できる。しかし、モデルの学習のために教師データや強化学習などが必要であるので、明確な正解行動が存在せず状態空間が非常に大きい人狼ゲームにおける適用例は少ない。

1.2 研究目的

本研究では、人狼ゲームの既存エージェントを複数組み合わせた合議的エージェントを実装し、その性能について評価と考察を行う。

2. 基礎知識

2.1 人狼ゲーム

人狼ゲームは不完全情報ゲームの一つである。各プレイヤーはゲーム開始時にランダムに役職を割り振られ、その役職を基に村人陣営と人狼陣営に分けられる。プレイヤーは割り振られた陣営の勝利を目指してゲームをプレイする。村人陣営の勝利条件は人狼の数が 0 名になることであり、人狼陣営の勝利条件は村人陣営の数が人狼の数以下になることである。ゲーム開始時点では各プレイヤーの役職は明かされていないので、村人陣営は会話の中で各プレイ

¹ 東京理科大学大学院理工学研究科情報科学専攻
Tokyo University of Science

² 東京理科大学理工学部情報科学科

^{a)} tt417372@gmail.com

ヤーの役職を推定し人狼陣営を排除する方針で、人狼陣営は自身の役職がばれないようにブラフを混ぜながら会話を進めて村人の数を減らす方針でゲームをプレイする。本研究ではプレイヤー数が5人である人狼ゲーム（以下5人狼）を対象を限定する。したがって、5人狼に存在しない役職や処理については省略する。

2.1.1 役職

本研究で用いる役職を表1に示す。各役職には所属陣営と能力が設定されている。所属陣営は、その役職のプレイヤーがどちらの陣営に所属するかを示している。能力は、その役職のプレイヤーが夜の能力フェーズに行使することができる能力を示している。人数は、今回用いたルールにおける5人狼の役職毎の人数を示している。

表1 役職ごとの特徴

役職名	所属陣営	人数	能力
村人	村人陣営	2	なし
占い師	村人陣営	1	生存しているプレイヤーから一人を選び、そのプレイヤーが人狼か否かを知ることができる
人狼	人狼陣営	1	生存しているプレイヤーから一人を選び、襲撃することができる
裏切者	人狼陣営	1	なし

2.1.2 ゲームの流れ

人狼ゲームの進行は昼と夜の二つのフェーズに分けられる。どちらかの陣営が勝利条件を満たすまで昼と夜のフェーズを順番に繰り返す。

2.1.3 昼フェーズ

昼フェーズはさらに二つのフェーズに分けられる。プレイヤー間で話し合う「会話フェーズ」と、処刑するプレイヤーを投票によって決める「投票フェーズ」である。会話フェーズでは、情報の共有や他のプレイヤーの所属陣営についての議論などを行う。会話フェーズが終わると投票フェーズに移る。投票フェーズでは、多数決によって処刑するプレイヤーを決定する。最多得票者が複数いる場合はルールによって処理が異なる。最多得票者だけを投票対象として再度投票を行うルールや、最多得票者の中からランダムで処刑されるプレイヤーを決定するルールなどがある。処刑されたプレイヤーは死亡扱いとなり、死亡したプレイヤーは以降そのゲームには参加できなくなる。投票フェーズが終了すると、夜フェーズに移る。

2.1.4 夜フェーズ

夜フェーズには、役職ごとの能力を行使する「能力フェーズ」がある。占い師や人狼は特殊な能力を行使することができる（表1）。人狼によって襲撃されたプレイヤーは死亡扱いとなり、処刑された場合と同様に以降ゲームに参加できなくなる。各能力の行使が終わったら昼フェーズに移行する。

2.2 人狼知能プロジェクト

人狼知能プロジェクト [4] とは、「人間と自然なコミュニケーションを取りながらプレイできるエージェントの構築」を目標に人狼ゲームの人工知能（以下人狼知能）を研究するプロジェクトである。人狼知能プロジェクトでは、人狼知能プラットフォームと呼ばれるコンピュータ人狼ゲームの対戦環境を用意しており、その環境の下で作成したエージェントを戦わせることが可能となっている。さらに、各々が作成したエージェントの評価や人工知能技術の発展を目的にした競技会である、人狼知能プラットフォーム上での大会が年に数度開催されている。大会には、プロトコル部門と自然言語部門の二つの部門がある。プロトコル部門では、人狼知能プロジェクトが定めた人狼知能プロトコルを用いてゲームを行うので機械的な処理がしやすく、自然言語部門と比べて参加エージェントが多い。また、大会ごとにレギュレーションが設定されており、プロトコルの内容やプレイヤーに要求される実装内容が多少異なっている。本研究では人狼知能プロトコル ver3.6^{*1}を用いてメタエージェントの作成を行い、第3回人狼知能国際大会レギュレーション Ver1.2^{*2}に則って対戦を行う。

2.2.1 人狼知能プラットフォーム

人狼知能プラットフォームは大きく分けてサーバー側とクライアント側で構成されている。クライアント側には人狼ゲームの中でプレイヤーが行うことができる行動をプラットフォーム上のメソッドを用いて再現したインターフェースである Player インターフェースが存在する。このインターフェースを継承したクラスを作成し、設定ファイルにそのクラスパスを書き込むことでプレイヤーとしてゲームに参加することができる。サーバー側ではゲームの適切なタイミングで参加プレイヤーに対してメソッド呼び出しを行う。エージェントの作成者は、Player インターフェース上で抽象メソッドとして定義されているそれらのメソッド（以下必須メソッドと呼ぶ）をオーバーライドすることで、プレイヤーがゲーム中にどのような行動をするかを定めることができる。

2.2.2 必須メソッド

人狼知能プロトコル ver3.6 で定められている必須メソッドを表2に示す。必須メソッドは以下の4種類に分類され、種類によって役割や返り値の型が異なる。

- 情報処理メソッド
ゲームの情報を処理するためのメソッドであり、返り値はなし
- 対象指定メソッド
襲撃や投票などの行動に用いる、対象となるプレイ

*1 人狼知能プロジェクト, 「人狼知能プロトコル」,
<http://aiwolf.org/protocol> (2021年1月25日閲覧)

*2 人狼知能プロジェクト, 「第3回人狼知能国際大会」,
<http://aiwolf.org/3rd-international-aiwolf-contest>
 (2021年1月25日閲覧)

ヤーを選ぶメソッドであり、戻り値はプレイヤー

- 会話メソッド
発言する内容を返すメソッドであり、戻り値は文字列型
- 命名メソッド
プレイヤーの名前を返すメソッドであり、戻り値は文字列型

表 2 Player インターフェースの実装すべきメソッド

メソッド名	メソッドの種類	内容
initialize	情報処理	ゲーム開始時に一度だけ呼ばれる 現在のゲーム状況とゲームの設定が与えられる
update	情報処理	initialize 以外の全てのメソッドの前に呼ばれる 現在のゲーム状況が与えられる
dayStart	情報処理	毎日の始めに一度だけ呼ばれる
finish	情報処理	ゲームの終了時に呼ばれる
vote	対象指定	その日に投票するプレイヤーを返す
attack	対象指定	プレイヤーが人狼の場合だけ呼ばれる その日に襲撃するプレイヤーを返す
talk	会話	村全体に対して発信する文字列を返す
getName	命名	プレイヤーの名前を返す

2.2.3 会話フェーズに発言可能な内容

人狼知能大会のプロトコル部門では、人狼知能プロトコルにしたがって会話をしなければならない。人狼知能プロトコルにおける、会話フェーズに発言可能な 23 種類の内容を表 3 に示す。talk や whisper などの会話メソッドでは、これらの内容をそのまま、あるいは組み合わせて発言することで会話を行う。

表 3 会話フェーズに発言可能な発言とその意味

発言	意味
estimate P R	プレイヤー P の役職は R だと思う
comingout P R	プレイヤー P の役職を R だと明かす
divination P	プレイヤー P を占う
divined P R	プレイヤー P を占った結果 R だった
vote P	プレイヤー P に投票する
voted P	プレイヤー P に投票した
attack P	プレイヤー P を襲撃する
attacked P	プレイヤー P を襲撃した
agree T	発言 T に同意する
disagree T	発言 T に反対する
request P C	プレイヤー P に内容 C を要請する
inquire P C	プレイヤー P に内容 C を照会する
because C1 C2	内容 C1 の理由で内容 C2 を主張する
and C1 C2	内容 C1 と内容 C2 を同時に主張する
or C1 C2	内容 C1 と内容 C2 の少なくとも一つを主張する
xor C1 C2	内容 C1 と内容 C2 のどちらかを主張する
not C	内容 C を否定する
day D C	D 日目に内容 C があったと主張する
over	もう話すことはない
skip	様子見する

2.2.4 5 人狼のルール

第 3 回人狼知能国際大会レギュレーション Ver1.2 によって設定されている 5 人狼のルールを示す。各役職の人数は村人 (VILLAGER) 2 体、占い師 (SEER) 1 体、裏切者 (POSSESSED) 1 体、人狼 (WEREWOLF) 1 体となる。参加エージェントの役職はランダムに決定している。会話フェーズはターン制となり、各プレイヤーは 1 ターンごとに 1 回発言することができる。各プレイヤーは 1 日に 10 回まで発言することができる。ただし over と skip は発言に含まれない。全てのプレイヤーが over を発信するか全てのプレイヤーが skip をするターンが 3 回連続するかターン数が最大になると会話フェーズが終了する。昼の会話フェーズの最大ターンは 20 ターンである。投票フェーズで最多得票者が複数人いた場合、1 回に限り再投票を行う。再投票でも最多得票者が複数人いた場合、再投票の最多得票者からランダムに処刑するプレイヤーを決定する。

3. 関連研究

3.1 アンサンブル学習

入力データと正解データを用いてパラメータを調整し、より正解に近い回帰・分類結果を出力するように学習するモデルを学習器という。アンサンブル学習 [5][6][7][8] とは、学習器を複数組み合わせることでそれらの出力結果を何らかの方法で融合することで精度の向上を図る手法である。どのようなデータを用いて学習するか、どのように融合するかで様々な手法が考えられており、代表的な手法としてバギング [9] やブースティング [10] などが挙げられる。バギングでは、出力結果を融合する方法として各出力結果の平均や多数決などが用いられており、特に多数決が用いられることが多い。多くの学習器の出力結果の多数決を用いることで、誤り確率を減らすことができる。

しかし、人狼ゲームは学習のための教師データの用意が難しく、状態空間が広いので強化学習にも不向きである。したがって今回はアンサンブル学習の学習部分は用いない。既に作成されたエージェント (既存エージェント) を学習済みの学習器として扱って多数決を行い、その結果を用いて行動を決定する合議的なメタエージェントを作成する。

3.2 既存エージェント

本研究の実験や実装に当たって、過去 3 回にわたって開催されている、人狼知能国際大会の決勝に参加したエージェントを用いた。以下に用いたエージェントの名前と参加した大会を述べる。

- Hello.Wolf (第 1 回人狼知能国際大会)
- fanfan (第 1 回人狼知能国際大会)
- Camellia (第 2 回人狼知能国際大会)
- Shimipu (第 2 回人狼知能国際大会)
- J0hnDoe (第 2 回人狼知能国際大会)

- Cube (第2回人狼知能国際大会)
- Tomo (第2回人狼知能国際大会)
- Takeda (第2回人狼知能国際大会)
- Daisyo (第2回人狼知能国際大会)
- TOKU (第3回人狼知能国際大会)
- Tomato (第3回人狼知能国際大会)
- Karma (第3回人狼知能国際大会)
- Wasabi (第3回人狼知能国際大会)
- SORA (第3回人狼知能国際大会)
- Hideto (第3回人狼知能国際大会)
- Tomatoken (第3回人狼知能国際大会)

また、実装の問題上 fanfan をメタエージェントの多数決に用いることができなかつたので、対戦で用いることができるエージェント数の上限は16、多数決で用いることができるエージェント数の上限は15となる。

3.2.1 既存エージェントの振舞い

ここでは、Takeda のエージェントを例として、既存のエージェントがどのようなアルゴリズムでゲームをプレイしているのかを述べる。Takeda エージェントは、主に役割推定と意思決定の二つで構成されている。役割推定では、各プレイヤーがどの役職であるかの確率分布をベイズ推論を用いて計算する。一方意思決定部はルールベースで実装されており、推定したプレイヤーの役職やゲーム状況などを考慮して確率的に行動を決定する。

3.3 本研究の位置づけ

本研究の目的は、既存のエージェントを用いた合議的なメタエージェントを作成して、その性能を評価することである。よって、作成したメタエージェントとこれらのエージェントを含めて対戦を行い、勝率や多数決の妥当性を評価する実験を行った。

4. 提案手法

4.1 概要

自らがゲームをプレイすると同時に複数の既存エージェントを同時にプレイさせ、エージェント達の行動方針を基に行動決定を行う、人狼ゲームにおけるメタエージェントを作成した。

4.2 メタエージェントの仕組み

人狼知能プラットフォームに則って作成したメタエージェントは以下の手順でゲームをプレイする。各手順ごとの概要図を図1、図2に示す。

- (1) サーバー側から呼ばれた必須メソッドを、管理している各インスタンスに実行させて必須メソッドの戻り値を得る(図2)
 - (a) 情報処理メソッドは戻り値を必要としないので、戻り値の取得は必要ないが各インスタンスの持つ

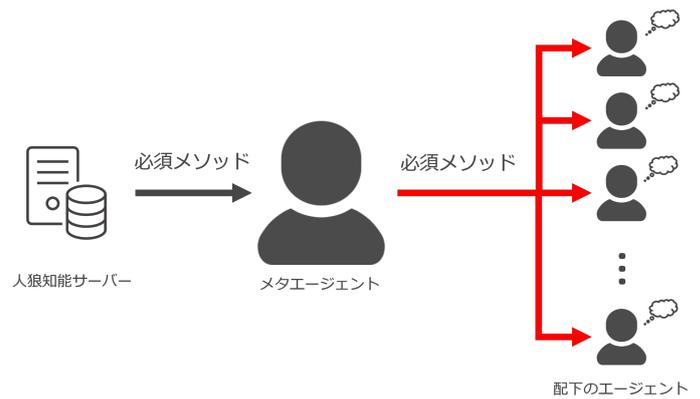


図1 提案手法の概要図(手順1)

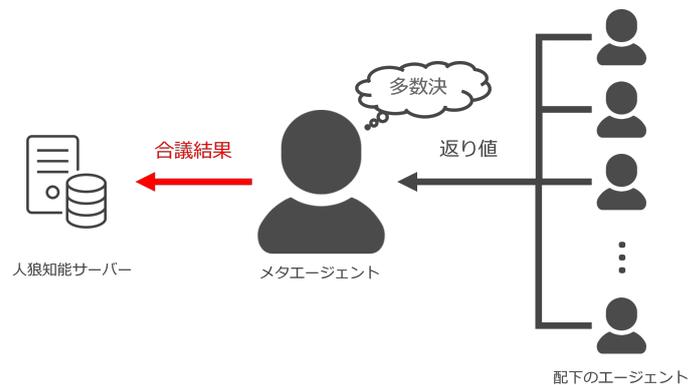


図2 提案手法の概要図(手順2)

情報をその都度更新するために実行させる

- (b) 対象指定メソッドと会話メソッドは戻り値を必要とするので、各エージェントに実行させて戻り値を取得する
- (2) すべてのエージェントの戻り値を取得し、それらを基にメタエージェントの行動を合議的に決定する(図2)

4.3 行動決定方法

合議的な行動決定方法として、単純多数決や重み付き多数決を用いる。単純多数決では、全てのエージェントの提案の重みを等しく設定した上で多数決を行う。一方重み付き多数決では、各エージェントの提案に異なる重みを設定した上で多数決を行う。重み付き多数決の重みの設定方法は、以下の2種類を採用している。

- 各エージェントの役職毎の勝率の値
- 各エージェントの役職毎の勝率の値の二乗

単純多数決では各エージェントの提案を偏りなく扱うので、多くのプレイヤーが提案する安定した行動を取ることが予想される。一方、重み付き多数決では勝率の高いエージェントの提案が重要視される。勝率の二乗を用いた場合、特にその扱いの差は顕著となる。よって、勝率の高いエージェントの提案を選びやすくなり、勝率の高いエージェン

トと似たようなプレイスタイルとなることが予想される。

5. 実験と評価

5.1 概要

本研究では、予備実験を二つ、本実験を一つ、合計三つの実験を行った。予備実験1では、第3.2節で述べた16体のエージェントで5人狼を行い、それぞれのエージェントの勝率を計算した。この勝率を基に、本実験で用いるメタエージェントの重み付き多数決の重みの設定を行った。予備実験2では、16体のエージェントを多数決に参加させたメタエージェントを用いて5人狼を行った。ゲーム中でエージェントが特定の状況に対してどのような行動を取るかを記録し、その結果から各エージェントの行動の相関を計算した。この相関を基に、本実験で用いるメタエージェントの多数決に参加するエージェントを選出した。本実験では、二つの予備実験の結果からメタエージェントを作成し、16体のエージェントにメタエージェントを加えて5人狼を行い、勝率を計算した。

5.2 予備実験1: エージェントの勝率の計算

5.2.1 実験概要

第3.2節で述べた16体のエージェントをゲームの参加エージェントとして、第2.2.4節で述べたルールに則って5人狼の対戦を行う。16体から5体を選ぶ全ての組合せについて、それぞれ100回対戦を行い、それらの試合結果をまとめて各エージェントの勝率を計算する。

5.2.2 実験結果

実験結果を表4に示す。この実験で得られた各エージェントの役職ごとの勝率を、メタエージェントの重み付き多数決の重みの計算で用いる。

表4 各既存エージェントの役職ごとの勝率

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
Takeda	0.732	0.735	0.341	0.474	0.603
Tomo	0.735	0.697	0.362	0.343	0.575
Hello_Wolf	0.736	0.648	0.293	0.452	0.573
Cube	0.733	0.695	0.363	0.329	0.571
J0hnDoe	0.730	0.702	0.340	0.328	0.567
TOKU	0.696	0.702	0.336	0.368	0.560
Daisy0	0.705	0.743	0.276	0.341	0.553
Shimipu	0.698	0.698	0.381	0.239	0.543
Tomato	0.677	0.674	0.296	0.386	0.542
SORA	0.691	0.708	0.310	0.270	0.533
fanfan	0.707	0.648	0.194	0.343	0.520
Tomatoken	0.664	0.696	0.382	0.163	0.514
Hideto	0.659	0.707	0.286	0.206	0.503
Wasabi	0.636	0.640	0.287	0.248	0.489
Camellia	0.660	0.677	0.178	0.241	0.484
Karma	0.607	0.698	0.307	0.202	0.484

5.3 予備実験2: 多数決に用いるエージェントの選出

5.3.1 実験概要

第3.2節で述べた、fanfanを除いた15体のエージェン

トを多数決に参加させ、行動決定方法に単純多数決を用いたメタエージェントを作成した。第3.2節で述べた16体のエージェントに加え、作成したメタエージェントを含めた合計17体をゲームの参加エージェントとして、第2.2.4節で述べたルールに則って5人狼の対戦を行う。メタエージェントを必ず含む5人の組合せ全てに対して100回ずつ対戦を行い、その結果からエージェント同士の行動の相関を計算する。

5.3.2 行動の相関

本研究において、「行動の相関」とは「特定のゲーム状況に対して、あるエージェントともう片方のエージェントの行動がどれくらい一致するか」を表す評価値である。よってエージェントAとエージェントBの行動の相関と、エージェントBとエージェントAの行動の相関は一致する。ゲーム中に起こった全ての状況に対して、2体のエージェントの行動が完全に一致するなら1を、一致するケースが一つもないのなら0を示す。相関の計算のための実験は以下の手順で行う。前提として多数決に参加したエージェント数を N 、各エージェントを A_0, A_1, \dots, A_{N-1} とする。

- (1) 実験開始時にエージェントのナンバリングに対応した $((N-1) \times N)$ の0埋めされた配列 $Arr[][]$ を作成する
- (2) メタエージェントに対して必須メソッド呼び出しが行われたときに配列の値の更新を行う

- (a) 各エージェントの提案した行動を全て記録する
- (b) 同じ行動を提案したエージェントらに対応した配列 Arr の要素に1を加える

(例) エージェント A_0, A_2, A_5 が同じ行動を提案した場合、

$Arr[0][2], Arr[0][5], Arr[2][5]$ に1を加える

- (3) 実験終了時に必須メソッドが呼ばれた合計回数を M として、エージェント A_i, A_j の行動の相関 $Cor(A_i, A_j)$ は

$$Cor(A_i, A_j) = \begin{cases} Arr[i][j]/M & (i < j) \\ Arr[j][i]/M & (i > j) \\ undefined & (i = j) \end{cases}$$

と計算できる。

5.3.3 実験結果

実験結果を図3に示す。以下のエージェントら同士の行動の相関が全て0.999となり、特定の状況においてほぼ同じ行動を取ることがわかった(図3)。

- Shimipu (第2回人狼知能国際大会)
- J0hnDoe (第2回人狼知能国際大会)
- Cube (第2回人狼知能国際大会)
- Tomo (第2回人狼知能国際大会)
- SORA (第3回人狼知能国際大会)
- Hideto (第3回人狼知能国際大会)
- Tomatoken (第3回人狼知能国際大会)

これらのエージェントを含んだまま多数決を行うと、彼らが提案する行動に対して7体分の投票が集まることとなり、健全な多数決を行うことができない。よって、本実験ではこれらのエージェントの中で最も勝率が高いTomoだけを多数決に参加させ、それ以外の6体のエージェントは多数決から除外した。

TOKU	Tomato	Karma	Wasabi	Camellia	Takeda	Daisyo	Hello_Wolf	JohnDoe	Shimipu	Cube	Hideto	SORA	Tomatoken
TOKU	0.469	0.290	0.204	0.172	0.392	0.668	0.450	0.754	0.764	0.764	0.764	0.764	0.764
Tomato	0.446	0.446	0.215	0.205	0.469	0.548	0.668	0.446	0.446	0.446	0.446	0.446	0.446
Karma	0.290	0.197	0.446	0.136	0.089	0.290	0.189	0.110	0.274	0.274	0.274	0.274	0.274
Wasabi	0.204	0.215	0.136	0.446	0.156	0.204	0.203	0.211	0.211	0.211	0.211	0.211	0.211
Camellia	0.172	0.205	0.089	0.136	0.446	0.171	0.165	0.237	0.176	0.176	0.176	0.176	0.176
Takeda	0.392	0.469	0.290	0.205	0.172	0.668	0.450	0.754	0.764	0.764	0.764	0.764	0.764
Daisyo	0.668	0.548	0.189	0.203	0.165	0.668	0.450	0.511	0.645	0.645	0.645	0.645	0.645
Hello_Wolf	0.450	0.668	0.110	0.237	0.327	0.430	0.511	0.452	0.452	0.452	0.452	0.452	0.452
JohnDoe	0.754	0.446	0.274	0.211	0.176	0.764	0.645	0.452	0.599	0.599	0.599	0.599	0.599
Shimipu	0.764	0.446	0.274	0.211	0.176	0.764	0.645	0.452	0.599	0.599	0.599	0.599	0.599
Cube	0.764	0.446	0.274	0.211	0.176	0.764	0.645	0.452	0.599	0.599	0.599	0.599	0.599
Hideto	0.764	0.446	0.274	0.211	0.176	0.764	0.645	0.452	0.599	0.599	0.599	0.599	0.599
SORA	0.764	0.446	0.274	0.211	0.176	0.764	0.645	0.452	0.599	0.599	0.599	0.599	0.599
Tomatoken	0.764	0.446	0.274	0.211	0.176	0.764	0.645	0.452	0.599	0.599	0.599	0.599	0.599

図 3 既存エージェント 15 体の行動の相関

5.4 本実験

5.4.1 実験概要

第 3.2 節で述べた 16 体のエージェントに加え、作成したメタエージェントを含めた合計 17 体をゲームの参加エージェントとして、5 人狼の対戦を第 2.2.4 節のルールに則って行う。メタエージェントの設定は第 5.4.2 節で後述する。予備実験同様、17 体から 5 体を選ぶ全ての組合せについてそれぞれ 100 回対戦を行って各エージェントの勝率を計算する。また、メタエージェントの行動決定方法は 3 種類あるので行動決定方法毎に実験を行い、それぞれの結果を比較する。3 種類のメタエージェントを区別するために、行動決定方法毎に以下のように対応付ける。

- unweighted : 重み付けなし
- weighted : 勝率による重み付けあり
- square_weighted : 勝率の二乗による重み付けあり

以降、それぞれのメタエージェントを「unweighted」、
 「weighted」、
 「square_weighted」と表記する。

5.4.2 メタエージェントの設定

予備実験 1, 2 の結果を用いてメタエージェントを作成した。メタエージェントの重み付き多数決の重みの計算は表 4 の結果を用いて行った。また、予備実験 2 の結果より多数決に用いるエージェントは以下の 9 体とした。

- Hello_Wolf (第 1 回人狼知能国際大会)
- Camellia (第 2 回人狼知能国際大会)
- Tomo (第 2 回人狼知能国際大会)
- Takeda (第 2 回人狼知能国際大会)
- Daisyo (第 2 回人狼知能国際大会)
- TOKU (第 3 回人狼知能国際大会)
- Tomato (第 3 回人狼知能国際大会)
- Karma (第 3 回人狼知能国際大会)
- Wasabi (第 3 回人狼知能国際大会)

5.4.3 unweighted の実験結果と評価

実験結果を表 5 に示す。全ての対戦の中から、unweighted が参加した対戦だけを用いて勝率を計算した結果を表 6 に示す。勝率の横にある数字は、その役職で何位の勝率だったかを示している。

表 5 unweighted と既存エージェントらの対戦結果

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
Takeda	0.722 (6)	0.728 (2)	0.348 (5)	0.456 (1)	0.596 (1)
unweighted	0.729 (4)	0.716 (3)	0.329 (8)	0.410 (3)	0.583 (2)
Tomo	0.734 (1)	0.695 (9)	0.358 (4)	0.340 (7)	0.572 (3)
Cube	0.732 (2)	0.694 (10)	0.360 (3)	0.326 (10)	0.569 (4)
Hello_Wolf	0.732 (3)	0.643 (15)	0.287 (14)	0.448 (2)	0.568 (5)
JohnDoe	0.728 (5)	0.699 (6)	0.336 (7)	0.327 (9)	0.564 (6)
TOKU	0.690 (11)	0.699 (7)	0.341 (6)	0.357 (5)	0.556 (7)
Daisyo	0.704 (7)	0.739 (1)	0.273 (15)	0.337 (8)	0.550 (8)
Tomato	0.670 (12)	0.672 (14)	0.307 (11)	0.380 (4)	0.539 (9)
Shimipu	0.691 (10)	0.698 (8)	0.376 (2)	0.230 (13)	0.537 (10)
SORA	0.692 (9)	0.705 (5)	0.309 (10)	0.271 (11)	0.533 (11)
fanfan	0.702 (8)	0.642 (17)	0.187 (16)	0.340 (6)	0.514 (12)
Tomatoken	0.659 (13)	0.689 (12)	0.380 (1)	0.160 (17)	0.510 (13)
Hideto	0.658 (14)	0.706 (4)	0.287 (13)	0.213 (14)	0.504 (14)
Wasabi	0.638 (16)	0.642 (16)	0.294 (12)	0.254 (12)	0.493 (15)
Karma	0.608 (17)	0.691 (11)	0.315 (9)	0.210 (15)	0.486 (16)
Camellia	0.648 (15)	0.677 (13)	0.180 (17)	0.206 (16)	0.472 (17)

表 6 unweighted を含む対戦だけで計算した結果

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
unweighted	0.729 (3)	0.716 (2)	0.329 (9)	0.410 (2)	0.583 (1)
Takeda	0.693 (8)	0.706 (3)	0.371 (2)	0.403 (3)	0.573 (2)
Cube	0.730 (2)	0.694 (7)	0.349 (5)	0.320 (10)	0.565 (3)
Tomo	0.731 (1)	0.690 (9)	0.344 (6)	0.331 (6)	0.565 (4)
JohnDoe	0.720 (4)	0.690 (8)	0.326 (10)	0.323 (9)	0.556 (5)
Hello_Wolf	0.720 (5)	0.628 (16)	0.270 (14)	0.437 (1)	0.555 (6)
TOKU	0.670 (10)	0.689 (10)	0.355 (4)	0.324 (8)	0.542 (7)
Daisyo	0.700 (6)	0.727 (1)	0.262 (15)	0.324 (7)	0.542 (8)
Tomato	0.648 (13)	0.666 (14)	0.340 (7)	0.362 (4)	0.533 (9)
SORA	0.694 (7)	0.695 (6)	0.305 (12)	0.273 (11)	0.531 (10)
Shimipu	0.667 (11)	0.699 (5)	0.362 (3)	0.204 (15)	0.520 (11)
Hideto	0.655 (12)	0.702 (4)	0.291 (13)	0.233 (13)	0.507 (12)
Wasabi	0.645 (14)	0.650 (15)	0.314 (11)	0.272 (12)	0.505 (13)
Tomatoken	0.645 (15)	0.669 (13)	0.375 (1)	0.152 (16)	0.497 (14)
fanfan	0.684 (9)	0.625 (17)	0.164 (17)	0.332 (5)	0.497 (15)
Karma	0.612 (16)	0.672 (12)	0.337 (8)	0.232 (14)	0.492 (16)
Camellia	0.610 (17)	0.678 (11)	0.184 (16)	0.102 (17)	0.437 (17)

全体での総合勝率では、Takeda が 1 位、unweighted が 2 位となった (表 5)。しかし、unweighted が参加した対戦だけで勝率を計算した結果では、unweighted が総合勝率で 1 位となった (表 6)。次に、unweighted が参加した対戦だけで勝率を計算した結果における、各役職ごとの勝率について述べる。VILLAGER では 3 位の勝率となり、1 位との差は 0.002 であった。SEER では 2 位の勝率となり、1 位との差は 0.011 であった。POSSESSED では 9 位の勝率となり、1 位との差は 0.046 であった。WEREWOLF では 2 位の勝率となり、1 位との差は 0.027 であった。VILLAGER, SEER, WEREWOLF は勝率のトップ 3 に入り、特に VILLAGER のトップとの勝率の差は微々たるものであった。各役職ごとに最も勝率が高いエージェントに対して優位性は示せなかったものの、全体としては高い勝率を記録することができた。

5.4.4 weighted の実験結果と評価

実験結果を表 7 に示す。全ての対戦の中から、weighted が参加した対戦だけを用いて勝率を計算した結果を表 8 に示す。

表 7 weighted と既存エージェントらの対戦結果

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
Takeda	0.724 (6)	0.730 (2)	0.344 (5)	0.453 (1)	0.595 (1)
weighted	0.732 (3)	0.725 (3)	0.325 (8)	0.406 (3)	0.584 (2)
Tomo	0.737 (1)	0.697 (9)	0.357 (4)	0.343 (6)	0.574 (3)
Cube	0.734 (2)	0.697 (7)	0.360 (3)	0.326 (10)	0.570 (4)
Hello_Wolf	0.730 (5)	0.639 (17)	0.286 (14)	0.447 (2)	0.567 (5)
J0hndoe	0.731 (4)	0.702 (6)	0.332 (7)	0.329 (9)	0.566 (6)
TOKU	0.691 (11)	0.697 (8)	0.342 (6)	0.351 (5)	0.555 (7)
Daisy	0.707 (7)	0.737 (1)	0.275 (15)	0.336 (8)	0.552 (8)
Tomato	0.673 (12)	0.676 (14)	0.302 (11)	0.381 (4)	0.541 (9)
Shimipu	0.692 (10)	0.695 (10)	0.371 (2)	0.226 (13)	0.536 (10)
SORA	0.694 (9)	0.707 (4)	0.307 (10)	0.276 (11)	0.535 (11)
fanfan	0.700 (8)	0.646 (15)	0.192 (16)	0.337 (7)	0.515 (12)
Tomatoken	0.660 (13)	0.694 (11)	0.378 (1)	0.156 (17)	0.510 (13)
Hideto	0.658 (14)	0.706 (5)	0.288 (13)	0.210 (15)	0.503 (14)
Wasabi	0.634 (16)	0.642 (16)	0.289 (12)	0.244 (12)	0.489 (15)
Karma	0.608 (17)	0.692 (12)	0.313 (9)	0.207 (16)	0.485 (16)
Camellia	0.653 (15)	0.677 (13)	0.181 (17)	0.210 (14)	0.475 (17)

表 8 weighted を含む対戦だけで計算した結果

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
weighted	0.732 (4)	0.725 (1)	0.325 (8)	0.406 (2)	0.584 (1)
Takeda	0.700 (8)	0.713 (3)	0.354 (3)	0.391 (3)	0.572 (2)
Tomo	0.741 (1)	0.694 (8)	0.339 (6)	0.343 (5)	0.571 (3)
Cube	0.738 (2)	0.703 (5)	0.350 (4)	0.320 (9)	0.570 (4)
J0hndoe	0.733 (3)	0.702 (7)	0.309 (10)	0.332 (6)	0.563 (5)
Daisy	0.714 (5)	0.721 (2)	0.271 (14)	0.322 (7)	0.548 (6)
Hello_Wolf	0.713 (6)	0.612 (17)	0.265 (15)	0.435 (1)	0.547 (7)
TOKU	0.677 (10)	0.681 (12)	0.361 (2)	0.299 (10)	0.540 (8)
SORA	0.702 (7)	0.703 (4)	0.296 (11)	0.296 (11)	0.539 (9)
Tomato	0.661 (12)	0.682 (11)	0.320 (9)	0.368 (4)	0.538 (10)
Shimipu	0.672 (11)	0.688 (10)	0.342 (5)	0.188 (15)	0.513 (11)
Hideto	0.654 (13)	0.703 (6)	0.292 (13)	0.221 (14)	0.504 (12)
fanfan	0.677 (9)	0.640 (16)	0.185 (17)	0.321 (8)	0.499 (13)
Tomatoken	0.648 (14)	0.690 (9)	0.366 (1)	0.134 (16)	0.498 (14)
Karma	0.613 (17)	0.677 (14)	0.331 (7)	0.221 (13)	0.491 (15)
Wasabi	0.630 (16)	0.648 (15)	0.296 (12)	0.233 (12)	0.487 (16)
Camellia	0.632 (15)	0.678 (13)	0.190 (16)	0.117 (17)	0.450 (17)

全体での総合勝率では、Takeda が 1 位、weighted が 2 位となった (表 7)。しかし、weighted が参加した対戦だけで勝率を計算した結果では、weighted が総合勝率で 1 位となった (表 8)。次に、weighted が参加した対戦だけで勝率を計算した結果における、各役職ごとの勝率について述べる。VILLAGER では 4 位の勝率となり、1 位との差は 0.009 であった。SEER では 1 位の勝率となり、2 位との差は 0.004 であった。POSSESSED では 8 位の勝率となり、1 位との差は 0.041 であった。WEREWOLF では 2 位の勝率となり、1 位との差は 0.029 であった。SEER, WEREWOLF は勝率のトップ 3 に入り、特に SEER では勝率トップとなった。順位で見ると weighted よりも下がった結果となった VILLAGER も、勝率では weighted よりも高い数値となった。全体として高い勝率を記録することができた上、SEER では最も勝率が高い既存エージェントである Daisy の勝率を上回ることができた。

5.4.5 square_weighted の実験結果と評価

実験結果を表 9 に示す。全ての対戦の中から、square_weighted が参加した対戦だけを用いて勝率を計算した結果を表 10 に示す。

表 9 square_weighted と既存エージェントらの対戦結果

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
Takeda	0.726 (6)	0.724 (3)	0.345 (5)	0.456 (1)	0.596 (1)
square_weighted	0.738 (1)	0.725 (2)	0.332 (8)	0.439 (3)	0.595 (2)
Tomo	0.734 (2)	0.697 (7)	0.362 (4)	0.339 (7)	0.573 (3)
Cube	0.733 (3)	0.696 (8)	0.364 (3)	0.329 (9)	0.571 (4)
Hello_Wolf	0.730 (4)	0.636 (17)	0.285 (14)	0.450 (2)	0.566 (5)
J0hndoe	0.726 (5)	0.699 (6)	0.337 (7)	0.328 (10)	0.564 (6)
TOKU	0.689 (10)	0.695 (10)	0.345 (6)	0.351 (5)	0.554 (7)
Daisy	0.703 (7)	0.736 (1)	0.277 (15)	0.336 (8)	0.550 (8)
Tomato	0.669 (12)	0.674 (13)	0.302 (11)	0.374 (4)	0.538 (9)
Shimipu	0.691 (9)	0.695 (9)	0.374 (2)	0.228 (13)	0.536 (10)
SORA	0.688 (11)	0.706 (5)	0.309 (10)	0.269 (11)	0.531 (11)
fanfan	0.699 (8)	0.639 (16)	0.190 (16)	0.343 (6)	0.514 (12)
Tomatoken	0.660 (13)	0.692 (12)	0.378 (1)	0.155 (17)	0.509 (13)
Hideto	0.653 (15)	0.706 (4)	0.289 (12)	0.208 (15)	0.501 (14)
Wasabi	0.631 (16)	0.641 (15)	0.285 (13)	0.245 (12)	0.487 (15)
Karma	0.602 (17)	0.695 (11)	0.312 (9)	0.202 (16)	0.482 (16)
Camellia	0.656 (14)	0.674 (14)	0.182 (17)	0.216 (14)	0.477 (17)

表 10 square_weighted を含む対戦だけで計算した結果

	VILLAGER	SEER	POSSESSED	WEREWOLF	TOTAL
square_weighted	0.738 (1)	0.725 (1)	0.332 (7)	0.439 (2)	0.595 (1)
Takeda	0.707 (6)	0.691 (7)	0.360 (5)	0.401 (3)	0.574 (2)
Cube	0.733 (3)	0.699 (4)	0.367 (3)	0.331 (6)	0.573 (3)
Tomo	0.733 (2)	0.698 (6)	0.360 (4)	0.328 (7)	0.570 (4)
J0hndoe	0.714 (4)	0.691 (8)	0.330 (8)	0.326 (8)	0.554 (5)
Hello_Wolf	0.712 (5)	0.603 (17)	0.260 (15)	0.444 (1)	0.546 (6)
Daisy	0.697 (7)	0.717 (2)	0.279 (14)	0.323 (9)	0.542 (7)
TOKU	0.669 (10)	0.674 (12)	0.373 (1)	0.301 (10)	0.538 (8)
Tomato	0.647 (12)	0.673 (13)	0.320 (10)	0.339 (5)	0.525 (9)
SORA	0.679 (8)	0.698 (5)	0.305 (11)	0.267 (11)	0.525 (10)
Shimipu	0.669 (11)	0.686 (10)	0.354 (6)	0.193 (15)	0.514 (11)
fanfan	0.675 (9)	0.615 (16)	0.178 (17)	0.342 (4)	0.497 (12)
Hideto	0.638 (15)	0.705 (3)	0.296 (12)	0.214 (13)	0.497 (13)
Tomatoken	0.646 (13)	0.681 (11)	0.368 (2)	0.133 (17)	0.494 (14)
Wasabi	0.618 (16)	0.645 (15)	0.280 (13)	0.234 (12)	0.479 (15)
Karma	0.586 (17)	0.687 (9)	0.328 (9)	0.201 (14)	0.478 (16)
Camellia	0.644 (14)	0.664 (14)	0.194 (16)	0.141 (16)	0.458 (17)

全体での総合勝率では、Takeda が 1 位、square_weighted が 2 位となった (表 9)。しかし、square_weighted が参加した対戦だけで勝率を計算した結果では、square_weighted が総合勝率で 1 位となった (表 10)。次に、square_weighted が参加した対戦だけで勝率を計算した結果における、各役職ごとの勝率について述べる。VILLAGER では 1 位の勝率となり、2 位との差は 0.005 であった。SEER では 1 位の勝率となり、2 位との差は 0.008 であった。POSSESSED では 7 位の勝率となり、1 位との差は 0.041 であった。WEREWOLF では 2 位の勝率となり、1 位との差は 0.005 であった。VILLAGER, SEER, WEREWOLF は勝率のトップ 3 に入り、特に VILLAGER, SEER では勝率トップとなった。また、WEREWOLF の順位は 2 位ではあるものの、勝率は unweighted, weighted よりも高い 0.439 となった。全体として unweighted, weighted よりも高い勝率を記録することができた上に、VILLAGER, SEER では

最も勝率が高い既存エージェントの結果を上回ることができた。

5.5 評価と考察

第5.4.3節、第5.4.4節、第5.4.5節より、提案手法は村人陣営の役職である VILLAGER, SEER において既存エージェントを上回る勝率を得ることができた。一方で人狼陣営の役職である POSSESSED においては、どの多数決方法を用いても高い勝率を得ることができなかった。この理由として、人狼ゲームにおける裏切者のプレイ傾向と、今回実装した多数決方法の相性が悪かったことが考えられる。

人狼陣営の敗北条件は人狼の数が0人になることであるので、人狼陣営では裏切者の命は人狼よりも軽い。よって、裏切者は人狼陣営であると疑われるリスクを背負いながら、積極的に議論をかき乱す必要がある。つまり、裏切者は人狼よりも多く嘘を付く傾向にある。裏切者は積極的に嘘を重ねる必要があるが、嘘に矛盾が生じないように注意をしなければならない。ここで提案手法の実装を振り返ると、サーバーから要求された必須メソッドの呼び出し毎に多数決を行っており、それ以前に行った多数決の結果などは考慮していない。この実装では、嘘を重ねたときにそれらの整合性が保てなくなる可能性がある。嘘に矛盾が生じてしまうと村人陣営の信頼を損ない、人狼を危険にさらすことにつながる。このように、嘘を重ねる必要がある役職の裏切者と、嘘を重ねた場合整合性が保てなくなる可能性がある多数決の実装の相性の悪さから、高い勝率を得ることができなかったと考察できる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、人狼ゲームの既存エージェントを複数組み合わせ合わせた合議的エージェントを実装し、その性能を実験によって評価した。実験の結果、複数の役職で最も勝率の高い既存エージェントを上回る勝率を記録し、さらに実験で用いたすべての既存エージェントに対して安定して高い勝率を記録した。この結果より、人狼ゲームにおける合議的エージェントの有用性を示すことができた。不完全情報ゲームの中でも汎用人工知能の標準問題として特に注目を集めている人狼ゲームにおいて合議的エージェントの有用性を示したことで、不完全情報ゲームや合議的エージェントの今後のさらなる発展が期待できる。

今後の課題としては、嘘の整合性を保つ多数決方法の実装が挙げられる。今回実装したメタエージェントでは、ゲーム中の行動が要求されるタイミング毎に各エージェントに行動を提案させて多数決を行った。その結果、嘘の矛盾がばれないように一貫したプレイスタイルを取る必要がある POSSESSED において、高い勝率を得ることができなかった。各行動毎に多数決を行うのではなく、各エージェントにその日に行う予定の行動全てをまとめて提案させて

多数決を行うことで、そのターン内では一貫したプレイスタイルを取ることが出来る。さらに、メタエージェントの前のターンの行動結果を次のターンの多数決で考慮することで、ターンをまたいでも一貫したプレイスタイルを取ることが出来る。このような実装を行うことで、人狼陣営である WEREWOLF や POSSESSED のさらなる勝率の向上が見込める。

参考文献

- [1] David Silver, et al. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, Vol. 529, No. 7587, pp. 484–489, Jan 2016.
- [2] Noam Brown and Tuomas Sandholm. Superhuman ai for heads-up no-limit poker: Libratus beats top professionals. *Science*, Vol. 359, No. 6374, pp. 418–424, 2018.
- [3] 篠田孝祐, 鳥海不二夫, 片上大輔, 大澤博隆, 稲葉通将. 汎用人工知能の標準問題としての人狼ゲーム. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2014, pp. 2C4OS22a3–2C4OS22a3, 2014.
- [4] 片上大輔, 鳥海不二夫, 大澤博隆, 稲葉通将, 篠田孝祐, 松原仁. 人狼知能プロジェクト (<特集> エンターテイメントにおける ai). *人工知能*, Vol. 30, No. 1, pp. 65–73, jan 2015.
- [5] 上田修功. アンサンブル学習. 情報処理学会論文誌コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), Vol. 46, No. SIG15(CVIM12), pp. 11–20, oct 2005.
- [6] Thomas G. Dietterich. Ensemble methods in machine learning. In *MULTIPLE CLASSIFIER SYSTEMS, LBCS-1857*, pp. 1–15. Springer, 2000.
- [7] Harri Lappalainen. Ensemble learning for independent component analysis, 1999.
- [8] Y Liu and X Yao. Ensemble learning via negative correlation. *Neural Netw*, Vol. 12, No. 10, pp. 1399–1404, December 1999.
- [9] Leo Breiman. Bagging predictors. *Machine Learning*, Vol. 24, No. 2, pp. 123–140, Aug 1996.
- [10] Yoav Freund and Robert E Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of Computer and System Sciences*, Vol. 55, No. 1, pp. 119–139, 1997.