

プレイログから獲得した行動選択確率を用いた 人狼ゲームのシミュレーション

Simulation of the Werewolf Game using Action Probability based on Play Log Analysis

平田 佑也^{*1} 稲葉 通将^{*2} 高橋 健一^{*2} 鳥海 不二夫^{*3} 大澤博隆^{*4} 片上大輔^{*5}
Yuya Hirata Michimasa Inaba Kenichi Takahashi Fujio Toriumi Hirotaka Osawa Daisuke Katagami

篠田孝祐^{*6}
Kosuke Shinoda

^{*1}広島市立大学大学院 Graduate school of Information Sciences, Hiroshima City University
^{*2}広島市立大学 Hiroshima City University
^{*3}東京大学 University of Tokyo
^{*4}筑波大学 University of Tsukuba
^{*5}東京工芸大学 Tokyo Polytechnic University
^{*6}電気通信大学 The University of Electro-Communications

We calculate action probability of a player in given game situation using human game play log. We construct werewolf agents based on the action probability, and conduct simulation experiments to evaluate the performance of the agents. Consequently, we obtained the human side winning rate of 42% and the werewolf side winning rate of 56%. This result is closer to winning rate of the actual game than the result of random simulation.

1. はじめに

「ある村に、人間の姿に化けられる人喰い人狼が現れた。人狼は人間と同じ姿をしており、昼間には区別がつかず、夜になると村人たちを一人ずつ襲っていく。村人たちは疑心暗鬼になりながら、話し合いによって人狼と思われる人物を1人ずつ処刑していくことにした」…以上が、コミュニケーションゲームとして知られている人狼ゲームのカバーストーリーである。

本研究では高度な知能の創出、および人と人骨知能との間の高度なコミュニケーションの実現のために、人間と自然なコミュニケーションをとりながら人狼ゲームをプレイできるエージェントの構築を目指している。人狼ゲームに関する研究としては、人狼ゲームの数学的考察 [Yao 08, Migdal 10] などは行われているものの、実際にゲームをプレイできるエージェントを構築した研究は少ない。そこで我々は、強化学習を用いることで、戦略を学習するエージェントの構築を行った [梶原 14]。この研究は強いエージェントの構築を目的としたものであるが、人間と人狼ゲームをプレイできるエージェントに求められるものはゲームの強さだけではない。人間らしい行動ができることもまた、重要な要素である。

そこで本研究では、人間らしい戦略を持つエージェントの実現のため、実際に人間が人狼ゲームを行ったプレイログからエージェントの行動モデルを構築する。行動モデルの構築には、人間が任意の局面においてどのような判断を下すのか、その行動選択確率を求めることで行う。そのために、人狼ゲームにおいて重要な、誰が、いつ、どの役職を表明したのかを示す「役職の表明 (CO:Coming-Out)」に関する情報と、役職の特殊能力によって誰が、誰を、どちらの陣営と判定したのかの表明 (decision) を示す情報を取得する。プレイログからの情報取得には以前我々が提案した手法 [平田 14] を拡張して用いる。先行研究では CO 情報のみの取得を行っていたが、本研究では改良を加えることで decision 情報の取得も行う。

2. 人狼 BBS

本研究では、人狼ゲームのプレイログとして、Web 上で人狼ゲームが遊べる人狼 BBS^{*1} のデータを用いる。人狼 BBS では BBS における対話形式によってゲームが進行する。プレイログには各プレイヤーの発話ログだけでなく、特殊能力をもつ役職プレイヤーの特殊能力の使用履歴、各プレイヤーの役職及び各日付での生死情報、死因情報 (処刑、襲撃、突然死) がある。しかし、特殊能力をもつ役職プレイヤーが、いつ、どのような CO を行い、いつ、どのような decision 情報を表明したのかは、簡単に得ることはできない。また、特殊能力を持たない人狼側のプレイヤーが自陣の勝利のために、特殊能力をもつ役職プレイヤーを偽り、偽りの CO や、偽りの decision 情報の表明を行うが、これも同様に、いつ、どのような CO を行い、いつ、どのような decision 情報を表明したのかは簡単に得ることはできない。そのため、本研究では正規表現を用いることで発話ログ中の CO 情報と decision 情報を取得する。

3. 行動選択確率に基づくエージェントの構築

3.1 概要

本研究で構築するエージェントは、プレイログから求めた行動選択確率に基づいて行動を決定する。人狼が占い師 CO を行った場合に真の占い師は対抗 CO を行うのか、占い師 2 人に人狼判定を出された場合そのプレイヤーを処刑するのかなど、任意の局面において同様の局面となったゲームを人狼 BBS から抽出し、その時に人間のプレイヤーが選択した行動を行動選択確率として求める。そのために、人狼 BBS のログから占い師、霊能者、人狼における CO 情報 (ゲームの何日目に、誰が、どの役職を表明したか) と decision 情報 (CO を行ったプレイヤーが、ゲームの何日目に、誰を、どちらの陣営と判定したか) を取得する。得られた CO 情報と decision 情報を人狼 BBS から得られる情報 (各プレイヤーの投票先や、狩人の特殊能力の行使対象など) と関連付けることにより、どのようなタイミングで、どの役職の CO を行うのか、また、CO した場

連絡先: 平田佑也, 広島市立大学大学院, 〒 731-3194 広島県
広島市安佐南区大塚東 3 丁目 4-1

*1 <http://ninjinix.x0.com/wolf0/>

表 2: 抽出された不適切な発話の例

例 1	私は占い師です。って言った場合どうしますか？
例 2	霊能者は私です。冗談ですよ。霊なんか見えません。
例 3	占いはできませんが、ペーターは人狼です。
例 4	彼の占い師 CO の信じるか否かで作戦が変わる。よってアルビンの占い師 CO 確認。これが重要だ。

合、誰に対し特殊能力の判定を行うのか、さらに、判定結果を受け、誰に投票するかなどの行動を決定する。

3.2 CO 情報と decision 情報の取得

3.2.1 正規表現の作成

CO 情報と decision 情報は、正規表現によりマッチングすることで発話ログから取得する。正規表現によるルールは、CO 情報や decision 情報に関する発話を分析し、そこで使用される文体や表現を考慮することが効率的な作成方法であると考えられる。しかし、多量にある発話すべての中から手動でそれらに関する発話を取得することは膨大な時間を要する。

そこで、まず人狼 BBS のログにおける、特殊能力をもつ役職プレイヤーの特殊能力の使用履歴を用いて、占い師と霊能者が、いつ、誰に対して特殊能力を使い、どのような判定結果を得たのかを取得する。その上で、特殊能力を使用した日の発話ログ中にある占い師と霊能者それぞれの発話で、特殊能力を使った対象のキャラクター名と、その判定結果の両方を含む発話を取得する。こうして取得された発話には、CO 情報と decision 情報を含む発話が多く含まれる(判定結果の発表は CO と同時に行われることも多いため、decision 情報だけでなく CO 情報の取得も可能である)。これらの発話を元に、CO 情報と decision 情報を取得するための正規表現を作成する。

また、人間のプレイを分析すると、例えばプレイヤー A が占い師 CO をした場合、別のプレイヤー B が「A さんは占い師でしたか」というような発言をすることがある。このような発言を用いることで、能力者本人の発話以外からも CO 情報と decision 情報が取得可能である。そこで、同日内で、その発話がされた後付近にある、周囲のプレイヤーの発話を見ることで、占い師、霊能者の CO に関する発話も取得し、正規表現の作成に用いる。本論文では全 477 件の正規表現により CO 情報と decision 情報を取得した。

発話の例と作成した正規表現の例を表 1 に示した。ここで《USERTERM》は、一人称「私」のほかに、プレイヤー名などの呼称であり、《ROLETERM》は役職名である。《DECISION》は「人狼」や「人間」といった、陣営を表す単語を表す。

3.2.2 条件によるフィルタリング

正規表現によるルールでのマッチングでは、表 2 のような発話もマッチしてしまう。これらは、相手への問いかけや、会話を盛り上げるための雑談、自身の意見の表明、議論方針の提示であり、CO 情報や decision 情報は含まれていない。そのため、これらを正しい情報と区別しなければ、情報に誤りを多く含んでしまう。

そこで本研究では、正規表現によりにマッチングした CO 情報に、条件によるフィルタリングを行うことで誤っている可能性の高い情報の除去を行う。その条件を表 3 に示す。条件 1, 2 は、人狼ゲームの性質上、CO した後はその CO した役職としての職務を全うしなければならないという性質のためである。したがって、正規表現によるルールにより CO が確認された

表 3: フィルタリングの条件

条件 1	占い師 CO を行った (正規表現によるルールがマッチングした) 日付以降は、死亡するかゲームが終了するまで必ず生存者の陣営 (人狼または人間) を判定する発話を行っている。
条件 2	霊能者 CO を行った (正規表現によるルールがマッチングした) 日付以降は、死亡するかゲームが終了するまで必ず死者の陣営 (人狼または人間) を判定する発話を行っている。

表 4: 取得困難な発話の例

例	発話
例 1	俺様の妖怪アンテナはピクリとも反応しなかった。
例 2	カタリナを占った。… [発話] … 結果は白。
例 3	アルビンは白。って決めつけはできない。

としても、その日付以降のすべての日付において、ゲームが終了するか、プレイヤー自身が死ぬまで、陣営の判定をおこなっていないければ、誤った CO 情報を取得している可能性が高いと考えられる。

正規表現によりマッチングした発話に対し、各プレイヤーが表 3 の条件をすべて満たすかどうかを確認し、条件を満たしたプレイヤーによる CO 情報と decision 情報のみを獲得する。

3.2.3 CO 情報と decision 情報の取得精度と再現率

先行研究より、CO 情報の取得では精度 : 98.4%、再現率 : 98.4%の結果が得られている。今回新たに行った decision 情報の獲得精度と再現率を確かめるため、占い師、霊能者、人狼のプレイヤーの CO 情報がすべて取得できたゲームからランダム選出した 10 ゲームにおいて、decision 情報の精度を調べた。ここでの精度とは、CO した占い師、霊能者、人狼の各プレイヤーごとにゲームの何日目に、誰を、どちらの陣営と判定したかを正規表現によるマッチングで取得したものと、実際に発話ログを手動で確認したときのものとの一致しているかを調べたものである。手動で確認した結果、10 ゲーム中に decision 情報を含む発話は 156 件存在し、正規表現では 137 件がマッチングし、そのうち 114 件が一致していた (精度 : 83.2%、再現率 : 87.8%)。

正規表現による取得が困難だった発話 (マッチングしなかった発話と判定を誤った発話) の例を表 4 に示した。

表 4 において、例 1 はプレイヤーが特殊な表現で陣営の判定を行っており、例 2 では「カタリナを占った」と「結果は白。」という発話の間に他の発話が多く入っているため、正規表現でマッチングすることができなかった。また、例 3 は「アルビンは白。」と判定を下し、句点で発話が終了しているにもかかわらず、その直後の文章で意味が変わってしまっているため、誤った意味で発話を取得してしまっていた。

3.3 行動選択確率に基づく行動モデル

本節では、人狼 BBS から取得したデータを用いて行動モデルを構築する手法について述べる。本モデルでは、表 5 に挙げた 8 つの行動及び発話のみを対象とし、それ以外の行動・発話は一切行わない。

プレイヤーがゲーム中のある局面 $s (s \in S)$ において、行動 $a (a \in A)$ を取る確率を以下の式で定義する。

表 1: 抽出された発話の例

発話	情報の種類	正規表現
私は占い師です。	CO	《USERTERM》 [はが] 《ROLETERM》 です。
アルビンの占い師 CO 確認。	CO	《USERTERM》 [の] 《ROLETERM》 CO 確認。
ペーターは人狼です。	decision	《USERTERM》 [はが] 《DECISION》 です。

表 5: 行動の種類

番号	行動
1	占い師が CO するか否か
2	霊能者が CO するか否か
3	人狼が偽 CO するか否か
4	占い師が誰を占い対象とするか
5	占い師 CO を行った人狼が誰を占い対象とするか
6	誰を処刑対象とするか
7	人狼が誰を襲撃対象とするか
8	狩人が誰を護衛対象とするか

$$p(a|s) = \frac{n_{s,a}}{\sum_{a \in A} n_{s,a}} \quad (1)$$

ここで、 $n_{s,a}$ はプレイログ中における局面 s においてプレイヤーが行動 a を取った回数である。局面 s は、占い師 (偽占い師も含む) による判定結果、各能力者の CO 人数などによって定義される。行動 a は、表 5 における番号 1~3 の CO に関する場合は $A = \{CO \text{ する}, CO \text{ しない}\}$ であり、番号 4~8 の対象者を決定する場合は、 p_i をプレイヤーとすると、 $A = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ である。ただし、 p_i は CO の有無や占い師による判定結果により定義される。

具体例を「人狼が誰を襲撃対象とするか」を用いて説明する。局面 s が表 6 であるとする。つまり、初日に占い師が 2 人 CO して、片方が人狼、片方が本物の占い師という局面である。このとき、実行可能な行動 a 、すなわち襲撃対象として考えられるプレイヤーは表 7 のようになる。ただし、人狼であるプレイヤーは同じ人狼であるプレイヤーを襲撃することはできないため、行動 a の中にその選択肢は含まれていない。ここで、プレイログにおける同一局面におけるプレイヤーが取った各行動の回数を表 8 に示す。したがって、式 1 より、 $p(p_1|s) = 432/546 = 0.791$ 、 $p(p_2|s) = 114/546 = 0.209$ となる。よってエージェントは、人狼による偽占い師 CO が 1 件、真占い師による CO が 1 件あり、なおかつまだ誰も占いによる判定結果が出ていないとき、79.1%の確率で CO した占い師を襲撃し、20.9%の確率で CO しておらず、占い師からの判定もされていないプレイヤーを襲撃する。

4. シミュレーション実験

実験では、Artificial Intelligence based Werewolf にてリリースされている人狼知能サーバ [鳥海 15] を使用することにより、シミュレーションを行う。人狼 BBS の 3726 ゲーム (人間側勝利: 2305 ゲーム, 人狼側勝利: 1421 ゲーム) 分のデータを用いて行動選択確率を設定したエージェントを作成した。比較対象として、行動をランダムで選択するエージェントを作成した。シミュレーション回数は 10000 回とし、プレイヤー人数は 15 人 (村人: 9, 占い師: 1, 霊能者: 1, 狩人: 1, 人

表 6: 局面 s の例

要素	人数
占い師 CO した人狼であるプレイヤー数	1
占い師 CO したプレイヤー数	1
霊能者 CO したプレイヤー数	0
人間判定を 1 回受けたプレイヤー数	0
人狼判定を 1 回受けたプレイヤー数	0
人間判定を 2 回受けたプレイヤー数	0
人狼判定を 2 回受けたプレイヤー数	0
人間判定・人狼判定を 1 回ずつ受けたプレイヤー数	0
...	...

表 7: 行動 A の例

A	対象プレイヤー
p_1	CO しておらず、占い師からの判定もされていないプレイヤー
p_2	占い師 CO したプレイヤー

表 8: 人狼 BBS におけるプレイヤーの行動回数

	行動回数
n_{s,p_1}	432
n_{s,p_2}	114

狼: 3) とした。

実験の結果、ランダムエージェント 15 体によるシミュレーションでは人間側勝利回数: 2197, 人狼側勝利回数: 7803, 本手法のエージェント 15 体の場合は人間側勝利回数: 4235, 人狼側勝利回数: 5765 となった。ランダムエージェント, 本手法のエージェント, 実際の人狼ゲームでの人間側と人狼側の勝率 [稲葉 13] は表 9 のようになる。表 9 より、ランダムに行動するエージェントより、本手法のエージェントの方が、実際のゲームに近い勝率を得ていることがわかる。しかし、本手法のエージェントの結果と実際のゲーム結果には大きな差が見られた。本手法のエージェントの結果と実際のゲーム結果に差がある原因として、今回設定した行動選択確率は各役職で CO したプレイヤー数と decision 対象と decision 結果に着目して場合分けを行っているため、残り日数を考慮した数的条件などが考慮されていないことが考えられる。さらに、先行研究では正規表現によるマッチングで CO 情報を取得した後、条件によるフィルタリングを行うことで、精度: 98.4%, 再現率: 98.4%と高い精度と再現率を実現している。しかし、decision 情報の取得については正規表現によるマッチングのみで、条件によるフィルタリングは実装されていない。したがって、今回正規表現を追加しても精度: 83.2%, 再現率: 87.8%と、CO 情報の精度と再現率には及ばない結果となった。また、今回の

表 9: 人間側と人狼側の勝率

手法	人間側の勝率 [%]	人狼側の勝率 [%]
ランダム	22.0	78.0
本手法	42.3	57.7
実際のゲーム	61.9	38.1

シミュレーションでは狂人と共有者がいない状態でシミュレーションしているため、実際のゲームと役職構成に差がある。これらも、結果に差が生じた原因であると考えられる。

5. おわりに

本研究では、プレイログから獲得した行動選択確率を用いた人狼ゲームのエージェントを作成し、シミュレーションを行った。結果、勝率においてはランダムに行動するものよりも、実際のゲームの勝率に近い結果を得ることができた。しかしながら、実際のゲームとは役職構成が異なる点や、decision 情報の精度向上、行動選択確率の設定方法にまだ改良の余地があるといった点が今後の改善点として挙げられる。また、それらを改善した上で、実際に人と協調性があるエージェントとなっているのかを評価する方法の考案も今後の課題として挙げられる。

6. 謝辞

本研究を行うにあたり、人狼 BBS のデータ使用を許可していただいた ninjin 氏に感謝いたします。

参考文献

- [Migdal 10] Migdal, P.: A mathematical model of the Mafia game, *Arxiv preprint arXiv:1009.1031* (2010)
- [Yao 08] Yao, E.: A Theoretical Study of Mafia Games, *Arxiv preprint arXiv:0804.0071* (2008)
- [稲葉 13] 稲葉 通将, 鳥海 不二夫, 高橋 健一: 人狼ゲームデータの統計的分析, ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集 (2013)
- [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, 情報処理学会第 76 回全国大会 (2014)
- [鳥海 15] 鳥海不二夫, 梶原健吾, 大澤博隆, 稲葉通将, 片上大輔, 篠田孝祐: 人狼知能プラットフォームの開発, デジタルゲーム学会 2014 年度年次大会 (2015)
- [平田 14] 平田佑也, 稲葉通将, 高橋健一, 鳥海不二夫, 大澤博隆, 片上大輔, 篠田孝祐: 人狼ゲームにおける役職 Coming-Out 情報の自動取得, 合同エージェントワークショップ 2014 (2014)