

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

Development of AI Wolf Agent using SVM to Detect Werewolves

梶原 健吾^{*1} 鳥海 不二夫^{*1} 稲葉 通将^{*2} 大澤 博隆^{*3} 片上 大輔^{*4} 篠田 孝祐^{*5}
 Seigo Baba Fujio Toriumi Michimasa Inaba Michimasa Inaba Michimasa Inaba Michimasa Inaba
 松原 仁^{*6} 狩野 芳信^{*7}
 Michimasa Inaba Michimasa Inaba

^{*1}東京大学 The University of Tokyo ^{*2}広島市立大学 Hiroshima City University ^{*3}筑波大学 University of Tsukuba ^{*4}東京工芸大学 Tokyo Polytechnic University
^{*5}電気通信大学 The University of Electro-Communications ^{*6}公立はこだて未来大学 Future University Hakodate ^{*7}静岡大学 Shizuoka University

In 2016, AlphaGo, the go playing AI, won the professional go player. The go is known as one of the most difficult game of complete information game. Moreover, about Othello, chess, and Shogi, artificial intelligence already beat the human of professional. On the other hand, there are few researches on artificial intelligence of incomplete information game, and there is room for development. Therefore it is considered to be one of the new targets of artificial intelligence. We employ “Are you a Werewolf?” as a new target of game playing AI. In this paper, we propose an estimation method of werewolves to develop strong agent of “Are you a Werewolf?”. Finally, we found the developed agents are able to increase winning rate of villager side from evaluation simulations.

1. 序章

人工知能の分野において、ゲームを題材として用いている研究は昔から多く存在する。ゲームそれ自身の興味深さに加えて、ルールが明確であり、勝ち負けがはっきりしているため、性能差を評価しやすいという特徴が挙げられ、人工知能の有効性を示す上で優れた題材となっている。特に完全情報ゲームにおけるAIの研究は広く行われているが、その一方で、麻雀やポーカーのような、観測できない情報が含まれているようなゲーム「不完全情報ゲーム」における人工知能の性能は、完全情報ゲームにおける人工知能のレベルまで達していない。不完全情報ゲームにおいては、隠された情報が存在するため、推論を行う必要があり、それにより、完全情報ゲームでは有効であった、探索手法を用いることが困難となるためである。さらに多人数の不完全情報ゲームについては、情報量と不確定要素の増加から、さらに難しい課題となっている。

本研究では、そのような多人数で行う不完全情報コミュニケーションゲームである人狼ゲームに着目する。人狼ゲームは嘘を見破ったり、嘘をついたりすることが重要な要素となるゲームであるため推論が重要な要素となる。また、人狼ゲームは、麻雀やポーカー等の不完全情報ゲームとは異なり、会話を用いるゲームであり、他のプレイヤーの信頼を勝ち取るために説得したり、嘘であることがばれないように騙ったり、高度なコミュニケーション能力が求められる。よって、人狼ゲームにおいて、強いエージェントを作成することで、高度なコミュニケーション能力に必要な要素を解析することが可能となる。

本研究では、そのような人狼ゲームを対象として、強い人工知能すなわちエージェントを設計することを目的とする。本論文では特に、ゲーム内で得られる情報から他のプレイヤーの役

職を推定する手法について述べる。

2. 関連研究

これまでに、様々なゲームについての人工知能の先行研究がなされている。完全情報ゲームにおける研究は特に盛んであり、Kai-Fu Leeらは、オセロにおいてゲーム木探索と、Bayesian learningによる局面の評価関数の学習を組み込んだAIを設計した[Lee 90]。また、Murray Campbellらは、チェスにおいて、 $\alpha\beta$ 法ゲーム木探索を組み込んだAIであるDeep Blueを設計し、1997年に人間のチェスチャンピオンであるGarry Kasparovに勝利した[Campbell 02]。さらに、将棋においては、全幅探索と、過去の棋譜データから局面の評価関数を自動で生成するBonanza methodを組み込んだAIであるBonanzaを設計し、2006年に世界コンピュータ将棋選手権大会で優勝した[保木 06]。また、2016年には囲碁においてGoogleの開発したAlphaGo[Silver 16]がトッププロを破るという快挙を成し遂げている。以上に挙げた通り、完全情報ゲームにおいては、ゲーム木探索を行うAIが、人間と同等、もしくはそれ以上の成績を残してきた。

その一方で、不完全情報ゲームは、現在の局面が明らかでないため、ゲーム木探索を行うことが困難なゲームである。不完全情報ゲームにおける研究も近年多く行われており、中でも世界的に人気の高いゲームであるポーカーにおいては、Darse Billingsらはneural networkを用いて対戦相手の戦略モデルを学習するAIを設計した[Billings 02]。また、2人で対戦するポーカーについては、Michael Bowlingらが、ゲームを解析し、各局面で最適解を選択するAIを設計した[Bowling 15]。また、日本で人気の高い麻雀においては、北川らがmulti layer neural networkを用いて局面の評価関数を学習するAIを設計した[北川 07]。

これらのゲームについては、各局面において取り得る行動の制限が強い。例えば、ポーカーにおいて取り得る行動は、「ゲー

連絡先: 梶原健吾, 東京大学工学系研究科システム創成学専攻,
 〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1 工学部 8 号館 526,
 TEL: 03-5841-6991, E-mail:kajiwara@crimson.q.t.u-tokyo.ac.jp

表 1: 村人陣営における投票による人狼推定の精度とゲームの勝敗

	村人	占い師	霊能者	狩人
勝利時	40.6%	61.7%	44.3%	39.8%
敗北時	34.4%	57.2%	38.8%	33.9%
勝利時 - 敗北時	6.2	4.6	5.5	5.9

ムを降りる (fold)」、「相手の賭けに乗る (call)」、「掛け金を釣り上げる (raise)」の 3 種類のみである。そこで、本研究では、会話を用いることから、取り得る行動の種類が多く、またプレイヤーの人数が多いという点において、より複雑性の高いゲームである人狼ゲームにおける AI の設計を目指す。

3. 人狼の推定に用いる情報の統計的分析

3.1 分析対象ログデータ

本章では、学習エージェントに与える最適な状態を明らかにするため、人狼の対戦ログデータの分析を行う。本分析で用いる対戦ログデータは、2015 年に行われた人狼知能大会時^{*1}のものを用いる。

3.2 人狼エージェントの推定がもたらす村人陣営への貢献の分析

まず、対戦ログデータから、どのような場合に村人陣営が勝利しているかを分析することで、人狼エージェントを推定することが村人陣営の勝利に貢献していることを示す。

村人陣営の各役職のエージェントが、勝利時と敗北時、それぞれについて、日々の投票の際、人狼エージェントに対して投票を行った割合を表 1 に示す。村人側の全役職について、勝利時の人狼推定の精度が敗北時の精度と比較して、有意に高いことが確認された ($p < .05$)。この結果から、村人陣営の役職については、人狼の推定の精度を向上させることで、投票の際に人狼に投票を行える確率が上昇し、それに伴い、勝率も上昇すると考えられる。

この結果から、村人側の役職において、人狼の推定精度を上げることで、勝率が上昇することが示された。そこで対戦ログデータを分析することで、人狼を推定する際に、有用である情報を抽出する。

4. SVM を用いた人狼エージェントの推定

4.1 観測可能状態

前章では、村人陣営の勝利時には人狼が正しく推定できている可能性が高いことが示された。そこで、本章ではゲーム内で得られる情報に基づいて、人狼を正しく推定する手法の提案を行う。正しく人狼を推定することで村人陣営での勝率の高いエージェントを実現する。

ここでは、2 クラス分類として代表的な手法である SVM[Cortes 95] を用いた人狼推定手法を提案しその推定精度の評価を行う。さらに、人狼知能大会に出場したエージェントの人狼推定の精度との比較を行い、本手法の有用性を検証する。

本人狼推定手法に用いる SVM の入力ベクトルとしては、推定する対象エージェントの観測可能な状態を用いる。表 2 に本手法で用いる入力ベクトルを示す。ここでは、ゲーム内の日数に加え、人狼の推定に有効であると考えられる 5 つの情報を入力ベクトルの特徴に加えた。

表 2: 入力ベクトルの要素として扱うエージェントの状態

状態	詳細
日にち	ゲーム内の日にち。11 日目以降は全て同じ状態として扱った。
陣形	現在 CO している占い師数と霊能者数。両能力者とも、4 体以上の CO エージェントがいる場合は、全て同じ状態として扱った。
被占い結果	対象エージェントが、占い師 CO したエージェントから受けた人間判定数と人狼判定数。
CO 状況	対象エージェントが CO している役職と、その役職について、何番目の CO エージェントであるか。CO 役職は占い師と霊能者の場合のみ考慮した。
占い結果	(占い師 CO しているエージェントのみ) 対象エージェントが報告した占い結果における、人間判定数と人狼判定数。
投票変更数	対象エージェントがゲーム内で、投票先エージェントを VOTE の発話で選択していたエージェントから変更した回数。VOTE の発話を行わなかった場合は勘定しない。

表 3: 訓練データと評価データに含まれる各クラスのデータ数の割合

データの種類の	人間クラスの割合	人狼クラスの割合
訓練データ	78.4%	21.6%
評価データ	78.6%	21.4%

4.2 人狼推定の精度の評価

提案手法の制度の評価を行うため、人狼知能大会における対戦データから、分析に適さない対戦データを除いた 19,900 件を用いた。全ゲームの各昼のターンの終了時毎に、全生存エージェントについて当該エージェントが人狼であるかどうかの情報を正解データ、各エージェントの観測可能な状態情報をパラメータとして用いた。生成された正解データと状態パラメータのペア数は 1,614,828 件であり、そのうち、人間クラスのデータは 1,269,882 件 (78.6%)、人狼クラスのデータは 344,946 件 (21.4%) であった。

得られた 1,614,828 件のデータから無作為に選択した 10,000 件のデータを訓練データとして学習を行い、新たに無作為に選択した 100,000 件のデータの入力ベクトルから、そのデータのクラスの識別を行い、その識別精度を、precision, recall, F 値を用いて評価を行った。訓練データと評価データに含まれる人間クラスと人狼クラス、それぞれのデータ数の割合を表 3 に示す。

線形カーネル SVM と RBF カーネル SVM において、コスト C 、クラス重み付け w と、 γ の 3 変数を変化させ、得られた recall, precision の組の集合のうち、recall, precision のどちらにおいても、あるデータに対して劣っている組を除去したものを図 1 に示す。この図は、ある recall を得られる SVM パラメータセットの中で最も高い精度が得られた SVM パラメータによって得られた precision を表示している。この図から、RBF カーネルを用いた人狼推定は、線形カーネル SVM の人狼推定より精度が高いことが示された。

4.2.1 人狼知能大会の出場プレイヤーとの比較

本手法の有用性を検証するため、人狼知能大会に出場したプレイヤーの人狼推定の精度と比較を行った。プレイヤーの人狼

*1 <http://aiwolf.org>

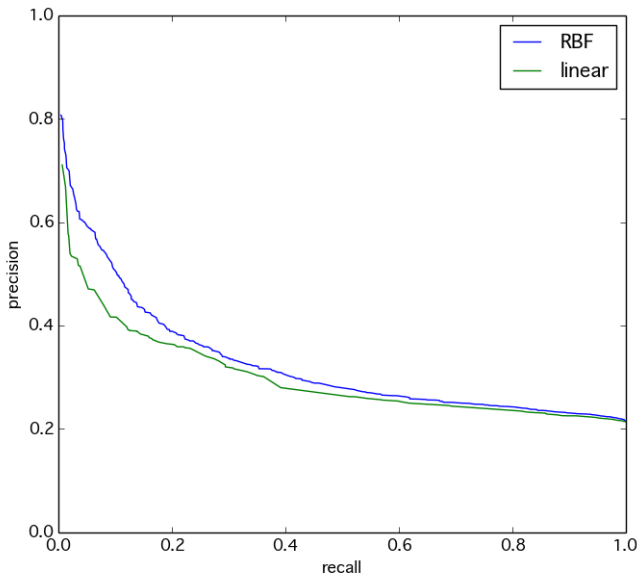


図 1: RBF カーネル SVM における, recall に対する precision の値

推定行動は, 人狼知能大会における対戦ログデータを用いて, 以下のように定義した.

- エージェントの役職が村人であり, かつ生存している
- 昼のターンの終了時までに発話された ESTIMATE の発話の中で, 生存エージェント X に対して「エージェント X が人狼だと思う」と表現していたものを人狼の推定と定義する
- 人狼だと推定しなかったエージェントは, 人間だと推定したものとする

すなわち, 「エージェント X が人狼だと思う」という発言をした際に, 実際にエージェント X が人狼だった割合が precision, 人狼だったエージェント X に対して当該発言をした割合を recall とする. 人狼知能大会に出場したプレイヤーにおいて, 役職が村人である際に ESTIMATE の発話で人狼の推定を行うプレイヤーは 10 体含まれており, それらのエージェントについてのみその精度を分析した.

各プレイヤークラスについての人狼推定結果と RBF カーネル SVM の各 recall における precision を図 2 に示す. 10 体の人狼知能大会出場プレイヤーの precision, recall は赤い点で表している. 図 2 から, 提案手法は 10 体のエージェントの recall, precision に対して優位であることが明らかとなった. 本手法における人狼の推定は, 自身の役職が村人だという情報を持ったエージェントと比較して不利な条件での推定であるため, 実際に対戦に参加し, 自身の役職が分かった状態で同様の推定を行えば, さらに precision の値の上昇が見込める. 以上のことから, 本手法において, 最適なパラメータを取ることによって, 人狼知能大会の出場エージェントより高い精度で人狼の推定が可能であることが検証され, 本手法の有効性が示された.

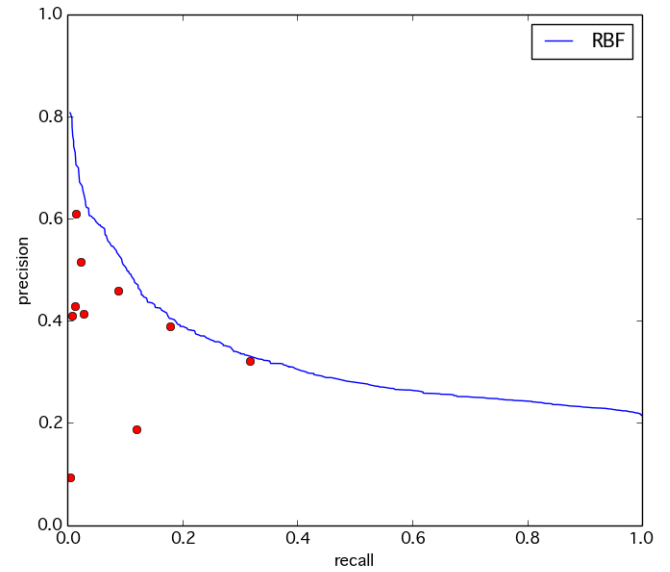


図 2: RBF カーネル SVM と人狼知能大会出場エージェントの人狼推定精度の比較

5. SVM による人狼推定を行うエージェント

5.1 村人エージェントの設計

本章では, 第 4 章で提案した人狼エージェントの推定手法を組み込んだ AI を設計し, 強さの評価を行う. ここでは, SVM による判別を含め, 以下の 3 種類のアルゴリズムを組み合わせた村人 AI を設計した.

1. 自分に人狼判定を出した占い師 CO 者がいた場合, そのエージェントに投票を行う
2. precision が異なる 13 個の SVM 人狼推定器を用いて各生存エージェントが人狼であるかを推定し, 最も多く人狼だと推定されたエージェントに投票を行う.
3. 日の初めに, 2. と同様に各生存エージェントの推定を行い, 最も多く人狼だと推定されたエージェントに対して, 「そのエージェントに投票する」と発話を行う.

ここで, precision が異なる 13 個の SVM 人狼推定器とは, precision の値が 25%, 30%, 35%, ..., 80% の SVM 人狼推定器を用いている. これらのアルゴリズムを用いて, 以下の 3 体のエージェントを設計した.

- ルールベース AI : アルゴリズム 1 を含んだ AI
- SVM 推定 AI : アルゴリズム 1, 2 を含んだ AI
- SVM 推定&発話 AI : アルゴリズム 1, 2, 3 を含んだ AI

これら 3 種類のエージェントの強さの比較を行うため, それぞれのエージェントを 2015 年に行われた人狼知能大会の上位 14 エージェントと 10000 回対戦させ, 投票の際に人狼に対して投票した確率及び村人側の勝率を算出した.

ここで, 各エージェントの投票時に人狼に投票している確率を図 3 に示す. これより, SVM 推定を行うことによって人狼への投票率が上昇していることが明らかとなった. ルールベース AI と比較すると 10% 近く精度が向上しており, 提案手法によって人狼を見つけ出せる可能性が高くなることが示された.

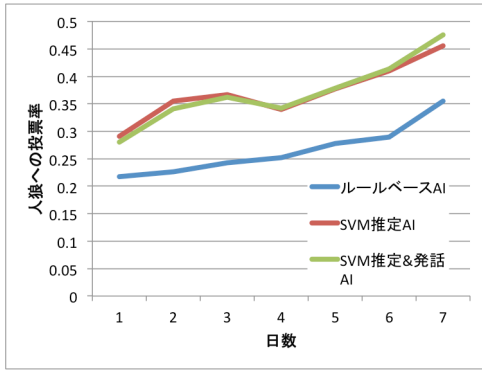


図 3: 各エージェントの投票時に人狼に投票している確率

表 4: 各エージェントにおける村人側の勝率

エージェントの種類	勝率
ルールベース AI	39.22%
SVM 推定 AI	40.96%
SVM 推定&発話 AI	41.84%

次に、各エージェントにおける村人側の勝率を表 4 に示す。この表から投票のアルゴリズムに SVM 人狼推定器を用いることで、エージェントの勝率が 1.74 ポイント上昇することが確認された ($p < .01$)。また、投票先を指定する発話を行うことで、さらに勝率が 0.88 ポイント上昇することが確認された ($p < .01$)。なお、本設定では 15 体のエージェントによってゲームを行っているため、単純に考えると 1 体のエージェントがゲームの結果に与える影響は $\frac{1}{15}$ であり、大きくはない。その中で勝率が 1 パーセントポイント前後上昇していることの意味は大きい。

以上より、SVM による人狼推定器を用いることで、ルールベースと比較して高い精度で人狼を発見し、勝利に貢献することが可能であることが示された。

6. 結論

本研究では、人狼ゲームにおいて強力なエージェントを設計することを目的として、村人陣営のエージェントが人狼を推定する手法について提案した。まず、人狼の推定が当たることが勝率の向上に貢献することを示した。次に、SVM を用いた人狼推定手法を提案し、第一回人狼知能大会決勝進出エージェントよりも高い精度で推定可能であることを示した。最後に、SVM 推定器を用いた人狼 AI を開発しゲームに参加させることで、勝率の向上に貢献出来ることを確認した。

しかしながら、本稿では問題の単純化のため村人陣営の分析に限定したが、人狼陣営においても占い師など村人陣営の役職推定などを行う必要がある。また、推定以外の重要な要素について解析することも今後の課題である。

参考文献

[Billings 02] Billings, D., Davidson, A., Schaeffer, J., and Szafron, D.: The challenge of poker, *Artificial Intelligence*, Vol. 134, No. 1, pp. 201–240 (2002)

[Bowling 15] Bowling, M., Burch, N., Johanson, M., and Tammelin, O.: Heads-up limit hold ’em poker is solved, *Science*, Vol. 347, No. 6218, pp. 145–149 (2015)

[Campbell 02] Campbell, M., Hoane, A. J., and Hsu, F.-h.: Deep blue, *Artificial intelligence*, Vol. 134, No. 1, pp. 57–83 (2002)

[Cortes 95] Cortes, C. and Vapnik, V.: Support-vector networks, *Machine learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297 (1995)

[Lee 90] Lee, K.-F. and Mahajan, S.: The development of a world class Othello program, *Artificial Intelligence*, Vol. 43, No. 1, pp. 21–36 (1990)

[Silver 16] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Driessche, van den G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., et al.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, *Nature*, Vol. 529, No. 7587, pp. 484–489 (2016)

[保木 06] 保木邦仁 : 3. コンピュータ将棋における全幅探索と futility pruning の応用 (j ミニ小特集j コンピュータ将棋の新しい動き), *情報処理*, Vol. 47, No. 8, pp. 884–889 (2006)

[北川 07] 北川竜平, 三輪誠, 近山隆 他 : 麻雀の牌譜からの打ち手評価関数の学習, in *Proceedings of 12th Game Programming Workshop*, pp. 76–83 (2007)