

重回帰分析を用いて相手の表情からのテル(癖)を読み、 コンピュータ戦略に反映させたポーカー上達支援システム

高木 亜蘭¹ 久野 文菜² 谷口 航平² 濱川 礼¹

概要：本論文では、(実際のカードやチップを用いて行われる)ライブポーカーにおいて、ユーザの行動特徴から所持している手札の強さの傾向をつかみ、傾向に応じたアクションを行う対戦コンピュータの作成とユーザの行動特徴のログから傾向をアドバイスをするポーカー上達支援システムについて述べる。ポーカーではカード情報以外にも表情変化や声の具合、手癖などから役の強さを知ることができる。このようなカード情報以外で役の情報を知る要素のことをポーカーではテル(癖)と呼ばれる。自分のテルを理解している人は自分のハンドの情報を隠すことができるが、テルを理解していない人はハンドの情報を相手に与えてしまう可能性がある。そこで本研究ではテルの一つである「相手の表情から役を推測する」テクニックに注目し、そのテクニックを利用したポーカー AI の研究及び、ユーザに対してテルに関するフィードバックを行うシステムを開発した。これにより、ユーザは本研究のポーカー AI を通じてテルの重要性を知り、またフィードバックにより自分のテルを知ることができる。テルを知ることにより、どのような時にどのような行動が出てしまっているのかを理解することができるため、相手に悟られないようなポーカーのプレイングをすることができる。そのため、テルをフィードバックすることは上達支援に繋がると考える。

1. はじめに

ポーカーとはトランプ遊戯の一種であり、各自5枚の札を基に、組み合わせによる役の強さを競うものである [1]。不完全情報ゲームの一つで、勝敗数にはあまり意味が無く、負けたときの損失を最小に、勝った時の利益を最大にするための総合的な戦術が重要である。

ライブポーカーでは主なゲーム情報としてカードとベット(賭け)額の情報がある。自分のカードから優劣を予想し、ベット額から相手の強さを知るにより、ゲームの状況を把握することが出来る。しかし、これらの情報の他に表情の変化や声の具合、手癖などからもゲームの状況を把握し、プレイヤー達のハンドの強さを予想することが出来る。カード・ベット額の情報以外でハンドを知ることができる要素をポーカーではテル(癖)と呼ぶ。元プロポーカープレイヤーの Mike A. Caro は初めてテルの重要性を追求した本を出版し [2]、元プロポーカープレイヤーの Elwood Zachary は「観察と行動がもたらす優位性。10~30%はウインレートが向上する技術」と述べている [3] ことから、テルはポーカーにおいて非常に重要な要素である。

ポーカー技術の向上には数多くゲームをプレイし、カードやベット額から適切なアクションを選択する方法を学ぶ

ことが一般的である。しかし、ライブポーカーではテルからもゲーム情報を把握することができるため、テルを表に出したままプレイをしてしまうと相手に役の情報を与えてしまう可能性があり、不利な状況に陥ってしまう [4]。テルを表に出さないためにはカードやベット額からアクションを選択する方法と同様に数多くゲームをプレイし、自分のテルを理解して意識的に表に出さないプレイをする必要がある。日本のプロポーカープレイヤーである木原直哉は「相手のアクションが終わるまで身動きしない、視線はテーブルの中央に置いて相手の行動をそんなに目で追わない」 [5] とテルを表に出さないことを徹底しているようにプレイ経験が多い人は自分のテルを理解し、悟られないよう努めている。このようにテルの改善には経験によって自分のテルを理解し、理解したテルを表に出さないように改善する必要があるが、数多くプレイしなければテルを理解することは難しいため、時間がかかってしまう。

そこで、ポーカープレイ中に相手のテルから役を推測し、それを活用するポーカー AI を作成する。また、作成したポーカー AI との対戦を通じてユーザーが無意識に出てしまっているテルを見つけ出し、指摘するシステムを開発した。これにより、ポーカー AI のテルを見抜いたアクションからテルを知られることが如何に不利であるかを学ぶことができる。また、テルの指摘を貰うことによりユー

¹ 中京大学 工学部

² 中京大学 工学研究科 情報工学専攻

ザは経験からしか知るしかなかった自らのテルを理解することが出来き、テルの改善が早められてポーカー上達の支援になるのではないかと考えた。

2. 提案手法

提案手法はポーカーとテルについての内容を含んでいるため、これらについて先に記述する。

2.1 テキサスホールデムポーカー

テキサスホールデムポーカーとして有名であり、WSOP(World Series of Poker[6])(世界で最も有名なポーカーの大会)においても2019年では8,569人の参加者が集った大会が開催され、人気を博している。本研究ではテキサスホールデムポーカーを題材に取り上げる。

テキサスホールデムポーカーは自分だけが所持できる2枚のカード(ホールカード)と最大5枚の全プレイヤーが共通して所持できるカード(コミュニティカード)の計7枚の中から最も役が強くなるような5枚の組み合わせで競うゲームである。その際に、最大4回のチップを賭ける動作(アクション)を行なえる時(ステージ)があり、最終的にチップを多く持っているものが勝利となる。ステージはプリフロップ、フロップ、ターン、リバーの全部で4つあり、それぞれでカードの公開枚数が異なる。各ステージの公開カードの様子を表1に示す。また、行えるアクションを表2に示す。リバーまでのアクションを終えた後に、役による対決を行う。

表1 各ステージの公開カード

ステージ名	公開カード
プリフロップ	ホールカードのみ
フロップ	3枚のコミュニティカード
ターン	追加で1枚のコミュニティカード(計4枚)
リバー	追加で1枚のコミュニティカード(計5枚)

表2 アクション一覧

アクション名	行動内容
フォールド	ゲームから降りる
チェック	アクションを何もせずにパスする
ベット	チップを賭ける
レイズ	チップをそれまでのベット額に対し上乗せする
コール	事前に行われたアクションと同じ額のチップを出す
オールイン	自分の持っているチップを全て賭ける

2.2 テルについて

相手は必ずしも笑顔の時に強いハンドを持っているとは限らない。笑顔の時に強いハンドを持っているテルのプレイヤーもいれば不機嫌な顔の時に強いハンドを持っている

テルのプレイヤーも存在するためである[3]。このように、人それぞれにテルが異なっているため笑顔の時に強いハンドを持っていると断定することができない。テルの割り出しには数ゲームの観察の中からカードやベット額と身体的行動に関する傾向の割り出しによって決められる(例: 数ゲームの観察の中で相手のハンドが強い時に笑顔になる時が多々見受けられる場合、笑顔の時に強いハンドになるというテルがあるといえる)。また、テルは各ステージやアクションのタイミング(ベット前, ベット時, ベット後)毎に異なっているとされている[3]。

2.3 提案手法

2.2のテルの性質を踏まえて提案手法を述べる。なお、今回はテルの中で最も外見に表れやすい「表情」を取り上げ、「相手の表情から役を推測する」テクニックに注目して研究を行った。

ユーザと共にポーカーをプレイし、ユーザの表情情報とカード情報を記録する。記録した情報を元にユーザのハンド傾向を推測し、推測結果を活用したアクションを行う。また、ポーカープレイ後には記録した情報を基にテルのアドバイスをを行う。

テルから戦略を変えたり、テルのアドバイスをを行うにはユーザのテルを分析する必要がある。しかし、テルは人それぞれ異なった傾向にあるため分析するにはユーザの情報を活用する必要がある。そこで、リアルタイムに表情情報とカード情報を収集し、学習することによってユーザのハンドと表情との独自の関連付け(テル)を求めることができた。テルを求める手法としては重回帰分析を用いる。重回帰分析は複数の説明変数から傾向を割り出すことが出来、また情報量が少ない場合でも適切な近似解を得られやすいため本研究に採用した。“Analysis of Bluffing Behavior in Human-Humanoid Poker Game”[7]の行動特徴からブラフの傾向を解析し、調査する研究でも重回帰分析が用いられている。ユーザとポーカーAIがゲームをプレイしている「ポーカープレイ中」と全てのラウンドを終えた後の「ポーカープレイ後」の二つに分けて説明する。

(1) ポーカープレイ中

図1にポーカープレイ中の流れを示す。ポーカープレイ中はユーザとポーカーAIの両方でプレイし、ポーカーAIが選択するアクションの決定やアドバイスをを行うための表情情報とカード情報を賭けのタイミング毎に収集していく。収集した情報は重回帰分析を用いてユーザのハンド傾向を推測し、アクションを選択。ポーカーを進めていく。

(2) ポーカープレイ後

図2にポーカープレイ後の流れ図を示す。ポーカープレイ後はポーカープレイ中に収集した情報を元にユーザ

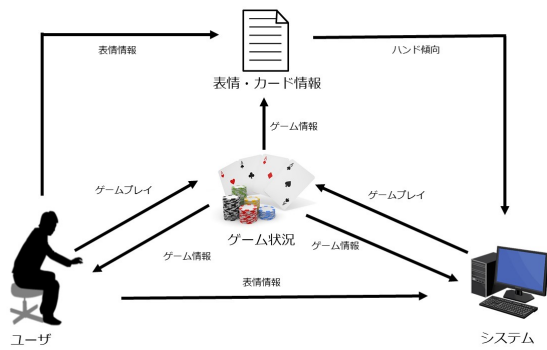


図 1 ポーカープレイ中の流れ図

ザのハンドと表情に関する傾向を分析し、分析結果を出力しアドバイスをを行う。

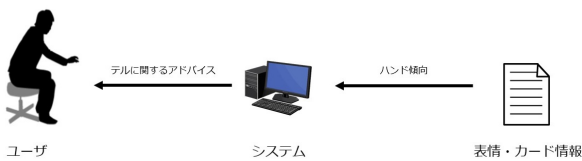


図 2 ポーカープレイ後の流れ

3. 関連研究

ポーカーのテルによるハンドの予測，ポーカープレイングのアドバイスは今日まで様々なものが行われている．本節では、「テルによるハンド予測」「ポーカープレイングのアドバイス」についての研究を紹介する．

3.1 テルをによるハンド予測

テルによるハンド予測として，サーマルカメラを用いてプレイヤーの顔の温度からハンド傾向の調査を行っている研究“Are You Cool Enough for Texas Hold’ Em Poker?”がある [8]．この研究はサーマルカメラで撮影を行いながら被験者同士でポーカーをプレイしてもらい，その間のプライベートカードやテーブルのコミュニティカード，顔の温度情報の記録を行い，記録からカードと顔の温度との関連付けを調査している．行動特徴から相手のハンドの予測を行っている点では本システムと一致しているが，このシステムは顔の温度という通常のプレイでは一見して観察するのが難しい情報を扱っている．本システムでは表情という観察しやすい情報を扱っている．

また，顔情報からテルの推測を行いハンドの予想を行っている「ポーカーにおける表情認識による相手の手札推測に関する AI の研究」がある [9]．この研究では“Face Tracker”[10]を用いて顔情報を取得し，笑顔であるか困り顔であるか判断する．笑顔である場合は手札が強く，困り顔の場合は手札が弱いとしてテルからのハンドの予想を行っている．表情情報からハンドの予測を行っている点で

は本システムと一致しているが，このシステムは笑顔の場合強いハンドと定義してしまっているので不機嫌な顔の時に強いハンドであるプレイヤーなど，万人には対応できない．本システムではユーザの表情を収集し，ユーザ独自の傾向を割り出すため様々なプレイヤーに対応できると考えられる．

3.2 ポーカープレイングのアドバイス

ポーカープレイングのアドバイスとして，ポーカープレイ中にユーザがアドバイスを求めた場合，パートナーとして表情と文言でアドバイスを行う“Friendly Partner System of Poker Game with Facial Expressions”がある [11]．この研究は，ゲーム状況を解析し，ユーザに呼ばれたときに表情を付加した文言によるアドバイスを行うことにより，ユーザは楽しみながら問題を解決することができる．

ポーカープレイングのアドバイスを行っている点では本システムと一致しているが，このシステムはポーカー中のアドバイスを貰うシステムであり，ユーザのアクションに関してのフィードバックがないためユーザの行動からの改善が見込めないと思われる．本システムはユーザがプレイしているときの表情からアドバイス（フィードバック）を行っているので，ユーザの行動からの改善が見込めると考える．

4. 使用イメージ

使用イメージを図 3 に示す．本システムの使用には仲介者（システムの操作やゲームの進行する人）とユーザ（テルのアドバイスを貰う人）の 2 名で行い，Web カメラでユーザの表情を検出する．ポーカーは実際のカードとチップを用いて行う．これにより，PC 上で行うポーカーと比べてテルが出やすいと考えた．仲介者はポーカー AI が行ったアクションを現実世界に反映（チップを置くなど）させたり，テーブル状況をシステムに入力，カードを配るなどを行う．Web カメラではユーザの表情を撮影し，情報を保存する．

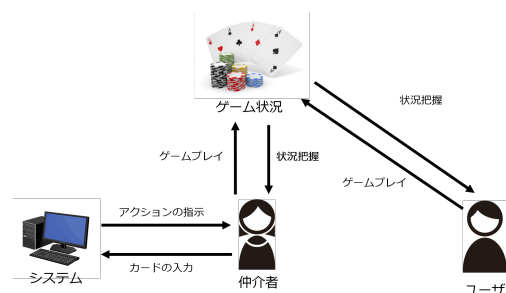


図 3 使用イメージ

5. システム構成

本システムの構成図を図4に示す。本システムは情報記録部、ポーカーAI部、アドバイス部の3つで構成している。ポーカーゲームを通じてユーザはポーカーAIと対戦し、対戦後にテルに関するアドバイスを貰う。

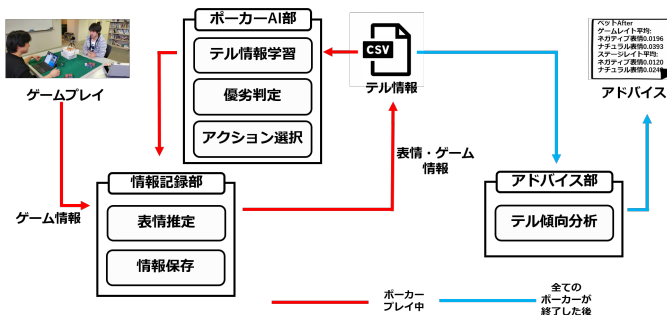


図4 システム構成図

5.1 情報記録部

情報記録部ではポーカープレイ中の表情情報、テーブル情報(カード・チップ情報)をリアルタイムに保存を行う。

5.1.1 表情推定

表情推定ではWebカメラにてユーザの顔を撮影し、映り込んでいる顔に対して7つの表情(怒り, 嫌悪, 恐怖, 幸せ, 悲み, 驚き, 中立)それぞれの取りうる確率を出力する。図5ではそれぞれの表情の確率が出力されており, 今回は「中立」が最も高い値とされている。出力された7つの表情の確率を3つのクラス(ポジティブ表情, ネガティブ表情, ナチュラル表情)に分類し, 合計したものを表情の指標とする。分類方法としては高橋ら[12]の研究より, ポジティブ表情には幸せ, ネガティブ表情には怒り・嫌悪・恐怖・悲み, ナチュラル表情には驚き・中立に分類される。

顔表情推定手法は“Facial-Emotion-Recognition”[13]を参考にし, 実装した。なお, 表情の学習には“FER2013 Kaggle Challenge“(48×48ピクセルのグレースケール画像の表情データセット)[14]を使用し, 認識精度は60.0%であった(図6)。

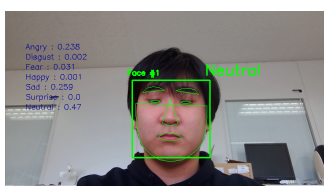


図5 表情推定例

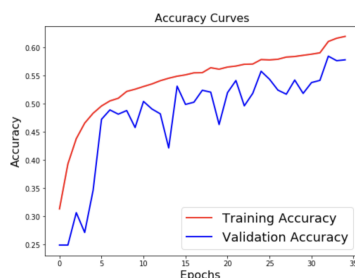


図6 認識精度

5.1.2 情報保存

情報保存ではテーブル情報(カード・チップ情報)と5.1.1から得られる表情の指標の保存を行う。保存する情報を表3に示す。ユーザのハンドの強さを推測するのにあたり, 重回帰分析を用いるため説明変数・目的変数2種類で保存する。なお, 説明変数は1ゲームプレイ中に収集を行い, 目的変数は1ゲームプレイ終了時にユーザのカードをシステムに入力することにより保存する。2.2より, テルはステージやアクションのタイミング毎に異なっているとされているため, 情報の保存はステージ数(4)×タイミング数(3)の計12分類で保存を行う。タイミングの検出方法を表4に示す。

以下, それぞれの情報についての説明を記す。

表3 保存情報

説明変数	現ゲームでのレイズ金額とスタックとの割合
	現ステージでのレイズ金額とスタックとの割合
	ユーザの取りうるハンドの勝率
	ポジティブ表情の値
	ネガティブ表情の値
	ナチュラル表情の値
目的変数	アクションまでの時間(ベット時のみ)
	ユーザの実際のハンドの勝率

表4 タイミングの検出方法

タイミング	検出方法
ベット前	ユーザがアクションする前にカードを(表情が検出されなかった後に)見た時に検出
ベット時	ユーザがアクションを選択した時に検出
ベット後	AIがアクションを選択した時に検出

- 現ゲームでのレイズ金額とスタックとの割合・現ステージでのレイズ金額とスタックとの割合
 ユーザがレイズ(ベット)した金額と, 元あったスタック(持ちチップ)との割合を示す。算出式を式1に示す。 $Rate$ はレイズ金額とスタックの割合, $Raise$ はレイズ金額, $Stack$ は現在のスタックを示す。

「現ゲームでのレイズ金額とスタックとの割合」の場合では $Raise$ は1ゲーム通してユーザが支払った金額の総額である。

「現ステージでのレイズ金額とスタックとの割合」の場合では $Raise$ は現在のステージで支払った金額の総額である。

$$Rate = \frac{Raise}{Stack + Raise} \quad (1)$$

- ユーザの取りうるハンドの勝率・ユーザの実際のハンドの勝率

勝率の計算はモンテカルロ法にて行う。モンテカルロ法とは乱数を用いたコンピュータ実験を行うことで, 多量の試行回数により目的の値を推定するもの

である。モンテカルロ法を用いる理由としては、計算処理が速く、ポーカーの役という莫大な場合の数がある事柄を評価するのに適しているからである。今回、試行回数を 5000 回として勝率を求めた。勝率を求める式を式 2 に示す。Winning_Rate は勝率であり、Number_of_wins は勝利数、N は試行回数とする。なお、試行回数を 5000 回にした理由は、図 7 のモンテカルロ法による試行実験の結果から求めた。この実験は、あるカード (ホールカード:S5, S3 コミュニティカード:D8,C2,CK) を入力し、試行回数を 100 ずつ変化させた際のそれぞれの回数における勝率を求めた。結果から 5000 回以降、一定の値に収束したように見られるため 5000 回を採用した。

「ユーザの取りうるハンドの勝率」は 1 ゲームプレイ中に計算を行う。コミュニティカードとシステムが所持しているホールカードを抜いたランダムカード (ユーザが所持しているであろうカード) での勝率のことである。

「ユーザの実際のハンドの勝率」は 1 ゲームプレイ後にユーザのホールカードを入力することで計算を行う。コミュニティカードとユーザのホールカードでの勝率のことである。

なお、未公開のコミュニティカードは残りのカードからランダムに選出して確率を求める。

$$\text{Winning_Rate} = \frac{\text{Number_of_wins}}{N} \quad (2)$$

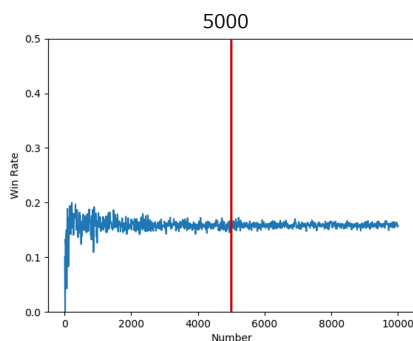


図 7 モンテカルロ法による試行実験

- ポジティブ表情の値・ネガティブ表情の値・ナチュラル表情の値
5.1.1 から得られる表情の指標である。
- アクションまでの時間
ユーザがアクションするまでの時間である。この時間を 15(大会の公式ルールでの持ち時間) で割って [0-1] に正規化を行う (15 秒以上は 1 とする)。

5.2 ポーカー AI 部

ポーカー AI 部ではカード情報と 5.1 から保存されたテルの情報を用いてポーカー AI のアクションを決定する。

5.2.1 テル情報学習

テル情報学習では記録した情報を用いてユーザの勝率を求める。テルの情報からの勝率を求める手法として重回帰分析を用いる。回帰式を式 3 に示す。y は目的変数、b は重回帰分析によって求められた推定値、x は説明変数を示す。

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6 \quad (3)$$

今回、ステージ・タイミング (計 12 個) 毎に重回帰分析を行い、それぞれで回帰式を求める。回帰式の学習手法を図 8 に示す。説明変数と目的変数の値が対応付けられているデータを基に学習を行う。対応付けられているデータは 1 ゲームが終了し、ユーザのハンド (ホールカードとコミュニティカードの勝率) 情報を保存したものである (正解情報がある)。

なお、学習はゲーム毎に最新のものへと更新を行う。

目的変数

説明変数

ユーザの実際のハンドの勝率	現ゲームでのレイズ金額とスタックとの割合	現ステージでのレイズ金額とスタックとの割合	ユーザの取りうるハンドの勝率	ポジティブ表情の値	ネガティブ表情の値	ナチュラル表情の値
y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆
0.667	0.030000	0.010204	0.532	0.001	0.993	0.006
0.758	0.019048	0.000000	0.497	0.022	0.970	0.009
0.758	0.038095	0.019417	0.497	0.006	0.879	0.115



$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6$$

図 8 学習手法

5.2.2 優劣判定

優劣判定ではポーカー AI のカード情報とユーザのテルの情報を用いてポーカー AI の現状の勝率を求める。

5.2.2.1 ポーカー AI のカード情報からの勝率

AI ポーカーのカード情報からの勝率は 5.1.2 と同様に試行回数 5000 回のモンテカルロ法で求める。

5.2.2.2 ユーザのテル情報からの勝率

ユーザのテル情報からの勝率は説明変数と目的変数の値が 1 対 1 に対応付けられていないデータを基に推定を行う。対応付けられていないデータはリアルタイムに収集した情報である (正解情報がない)。収集したデータを 5.2.1 にて求めた回帰式に入力し、推定を行う。推定手法を図 9 に示す。この手法をステージ・タイミング (計 12 個) 毎に行い最終的にすべてを平均した値を求める。

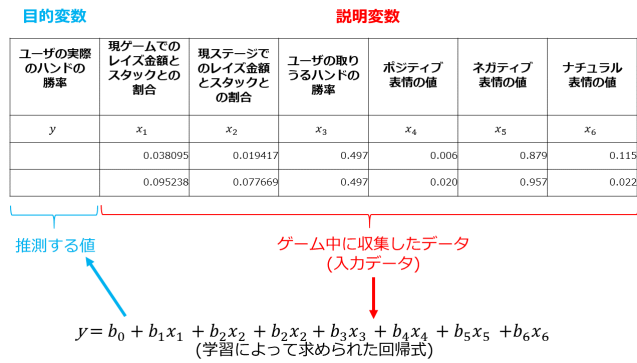


図 9 推測手法

5.2.2.3 ポーカー AI の現状の勝率

ポーカー AI のカード情報からの勝率 (5.2.2.1) とユーザのテル情報からの勝率 (5.2.2.2) から最終的なポーカー AI の現状の勝率を平均によって求める。ポーカー AI の現状の勝率を求める式を式 4 に示す。AI_rate は現状の勝率, Card_rate はポーカー AI のカード情報からの勝率, Tell_rate はユーザのテル情報からの勝率である。Tell_rate はユーザの勝率であるため 1 から引き, ポーカー AI の勝率に変換を行っている。

$$AI_rate = \frac{Card_rate + (1 - Tell_rate)}{2} \quad (4)$$

5.2.3 アクション選択

アクション選択では 5.2.2.3 から得る AI_rate を用いてアクションの決定を行う。なお, 以降のアクション選択の流れはポーカーボット “Poker-Bot-with-Genetic-Algorithms” [16] を参考に実装した。

アクション選択の流れを以下に示す。

(1) アクションを選択するための指標を算出

5.2.2.3 から得る AI_rate とオッズ (レイズ額/ポット額) を用いてアクションを選択するための指標を求める。この式を式 5 に示す。Select はアクション選択指標, AI_rate は勝率, min_bet は最小ベット額, pot は現在のポットである。これにより, 勝率とベット額に応じたアクションの選択が可能になる。

$$Select = \begin{cases} AI_rate * \frac{min_bet}{pot + min_bet} (min_bet > 0) \\ AI_rate * 2 (min_bet = 0) \end{cases} \quad (5)$$

(2) 優劣度合いの決定

優劣度合いの判定には式 6 の指標を用いる。値が上がっていくにつれて, 優劣度合いが高くなる。この値にした理由は strugglinghand から excellenthand までの範囲をそれぞれ等分するように設定したためである。

$$\begin{cases} Select \leq 0.45 (strugglinghand) \\ 0.45 < Select \leq 0.75 (badhand) \\ 0.75 < Select \leq 1.05 (averagehand) \\ 1.05 < Select \leq 1.55 (goodhand) \\ 1.55 \leq Select (excellenthand) \end{cases} \quad (6)$$

(3) アクションの選択

アクションの選択には表 5 の prob のような 4 × 5 形式の定数値を用いる。優劣度合いにより列の 5 つの値が決まる。列の数値はそれぞれフォールド, コール, レイズ, ブラフの確率となっている。なお, ブラフはチップを賭けることと同義とする。この定数を用いてアクションの選択を行う。また, レイズ (ブラフ) をするための金額 amount は定数 aggression を用いて式 7 にて求める (一般的にレイズはポットの 3 割, ブラフはポットの 5 割が良いと言われている [15])。なお, 定数 prob, aggression は遺伝アルゴリズムによって値を変化させていき, 最適な値を選択した。今回, 10 個データを生成し, エポック 5 (対戦人数), イテレーション数 5 (対戦回数), バッチサイズ 20 (優良種を選別し, 再び対戦を行った回数) で変異確率を 25% として 0.85 ~ 0.125 倍に変異させて学習させた。なお, 遺伝子 (データ) の初期値は prob は表 5, aggression = 1 とし, 最も優良な定数は表 6, aggression = 0.7166 となった。

表 5 初期 prob 定数

	フォールド	コール	レイズ	ブラフ
strugglinghand	0.600	0.200	0.000	0.200
badhand	0.400	0.400	0.100	0.100
averagehand	0.100	0.700	0.200	0.000
goodhand	0.000	0.600	0.400	0.000
excellenthand	0.000	0.300	0.700	0.000

$$amount_u = \begin{cases} \frac{pot}{3} * aggression(Raise) \\ \frac{pot}{2} * aggression(Bluff) \end{cases} \quad (7)$$

表 6 最も優良な prob 定数

	フォールド	コール	レイズ	ブラフ
strugglinghand	0.639	0.151	0.000	0.210
badhand	0.337	0.439	0.114	0.110
averagehand	0.075	0.774	0.151	0.000
goodhand	0.000	0.651	0.349	0.000
excellenthand	0.000	0.256	0.744	0.000

5.3 アドバイス部

アドバイス部では情報記録部 (5.1) にて保存された情報からユーザにテルに関するアドバイスを行う (下記に例を示す。この例ではフロップのベット後を示している。実際は12パターン出力される。)

アドバイス例

Flo (二回目のベットのこと)
 ベット After
 (1) ゲームレイト平均 (ポットとレイズ額 (ゲーム) の比):
 ネガティブ表情 0.019676
 ナチュラル表情 0.039352
 ステージレイト平均 (ポットとレイズ額 (ステージ) の比):
 ネガティブ表情 0.012022
 ナチュラル表情 0.024075
 (2) 勝率 (自分のカードの勝率):
 ネガティブ表情 高い ナチュラル表情 高い

アドバイスは各ステージ・タイミング毎に行われる。各情報を表3のポジティブ表情の値、ネガティブ表情の値、ナチュラル表情の値の大きさでそれぞれのクラスに分ける。分けられた情報はそれぞれの表情毎の傾向出力に用いられる。以下、アドバイス項目について示す。

(1) ゲームレイト・ステージレイトからのアドバイス

ゲームレイト・ステージレイトからテルのアドバイスを行う。ゲームレイトでは表3で保存されている「現ゲームでのレイズ金額とスタックとの割合」、ステージレイトでは「現ステージでのレイズ金額とスタックとの割合」を用いる。この2つの情報それぞれを表情クラスごとでの平均を出力する。この値が高ければ高いほど該当表情の時に攻めた (ベット額が多い) アクションを行っている。また、出力が「ナチュラル表情」のみの場合、ベット額によって表情が変化しないといえる (例ではネガティブ表情、ナチュラル表情には低いベットを行っている)。

(2) 勝率からのアドバイス

表3の「ユーザの実際のハンドの勝率」からテルのアドバイスを行う。アドバイスを作成する式を式8に示す。 $Face_list$ は表情の値 (ポジティブ表情などの値)、 $User_rate$ はユーザの実際のハンドの勝率である。勝率と表情の値によってアドバイスを行うための指標を決定している。なお、0.5を引いているのは勝率が50%以上の場合、正の値になるよう、以下の場合負の値になるよう調節をするためである。式8を各表情リスト毎に行い、正の場合はその表情においては勝率が「高い」、負の場合は「低い」が多かったと判断する。

出力が全て「ナチュラル表情」のみの場合、カードによって表情が変化しないといえる (例でネガティブ表情、ナチュラル表情の時に強いハンドを持っているとされている)。

$$Face_Value = \sum_{k=1}^n \{(User_rate_k - 0.5) * Face_list_k\} \quad (8)$$

(3) アクションまでの時間からのアドバイス

表3の「アクションまでの時間」の値を平均する。平均を行った値に対し、0~0.4, 0.4~0.6, 0.6~1.0の範囲いずれかに当たるかを判断する。それぞれに対して速め・普通。遅めと各表情ごとに判断する。出力が全ての表情毎で一定だった場合、良い傾向だといえる。

6. 評価実験・考察

本システムを用いてポーカーをプレイした際、「テルから正確にハンドを予想できているのか」と「ポーカープレイ後のアドバイスは適切であったか」という点での評価について述べる。

6.1 評価実験

評価は学生10名に本システムを用いてポーカーで対戦を行ってもらい、その後アンケートに回答してもらった。今回のポーカーでは強制ベットを1、スタックを200とし、最大20ラウンド行う (途中でチップが尽きたら終了)。質問項目は「アドバイスは参考になりましたか」の質問で5段階評価で行った。

テルによる勝率の推測にはモンテカルロ法によって導き出された勝率と比べ、差があるかをZ検定 (式9) で示す (\hat{p}_i は各確率、 \hat{p} は勝率の平均、 n_i は試行回数) ($n_1 = 5000$, $n_2 = 5000$)。帰無仮説を勝率が等しい、対立仮説を勝率が等しくないとする。今回は両側検定を用いる。有意水準は5%とする (範囲は $-1.96 < Z < 1.96$ である)。

$$z = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2})}} \quad (9)$$

6.2 結果・考察

「アドバイスは参考になりましたか」という問いに対し、「普通」が55.6%、「納得」が33.3%、「すごく納得」が11.1%、「納得できない」、「すごく納得できない」が0%の結果が得られた (図10)。コメントとしては「大体身に覚えがあるような気がする評価だったので」がある。このことから、自覚しているテルを再度認識してもらうことが出来たと思われる。半面、「アドバイスを見て、どこをどうしたらいいのかが分かりづらかった」とコメントが得られた。傾向はわかるが、そこから具体的にどうしたら改善されるかのアドバイスがないからだと思われる。

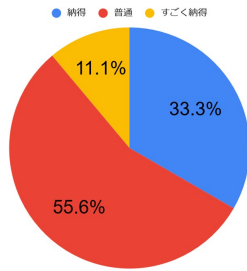


図 10 アドバイスは参考になりましたか

Z 検定の結果を示す (今回は最終データを説明変数として評価を行う)。10 人中無作為に餞別した 1 人の結果を示す (表 7)。なお、結果は小数点第 4 位で四捨五入する。

Z 検定の結果から、すべての値が「棄却」されてしまっている。これは収集した全てのデータを学習に取り入れてしまっているため、ノイズのデータがあり、回帰式が大幅に変更されてしまったと思われる。また、データが少なかったということが 1 つの要因も挙げられる。

	ベット前	ベット時	ベット後
勝率 (モンテカルロ法)	プリフロップ		
	0.6880	0.3460	0.3460
	フロップ		
	0.5180	0.5180	0.5180
	ターン		
	0.4660	0.4660	0.4660
勝率 (テルによる推測)	プリフロップ		
	-7.4424	0.5621	0.5558
	フロップ		
	1.5992	0.8792	0.3305
	ターン		
	0.5343	0.6889	1.5157
Z 検定結果	プリフロップ		
	105.7317	-21.7018	-21.0819
	フロップ		
	-217.0507	-39.3579	18.9690
	ターン		
	-6.8300	-22.5623	-551.2146
棄却出来るかどうか	プリフロップ		
	棄却	棄却	棄却
	フロップ		
	棄却	棄却	棄却
	ターン		
	棄却	棄却	棄却
棄却出来るかどうか	リバー		
	棄却	棄却	棄却
	リバー		
	棄却	棄却	棄却
	リバー		
	棄却	棄却	棄却

表 7 統計結果

7. 展望

- 顔情報からのハンド推測の精度向上
 顔情報からのハンド推測の精度が芳しくなかった。今後は、ノイズ情報を除くと同時に、事前学習としてある程度の表情情報とハンド情報の結び付きを作成し、ユーザの入力により簡単にカテゴリ化できるようにしたい。
- アドバイスの表記方法の改善
 傾向を出力するだけでなく、この傾向の場合アクションはこうしたらいいなどのアクションに関するアドバイスも行いたい
- ユーザーのみでの起動
 現在、仲介者がいないとカードの入力などがなされない。今後は画像処理や音声認識、AR 技術なども取り入れてポーカーゲームを進めることができるようにしたい。

参考文献

- 広辞苑 第 7 版 (2018) 岩波書店
- Mike A. Caro (2011) "Caro's Book of Poker Tells" Car-doza Publishing
- Elwood Zachary (2012) "Reading Poker Tells" Via Regia
- JAPANESE CASINO BEGINNER
<https://www.japanesecasino.com/10mistakes-texas-hold-em-beginners>
- ポーカー無宿の世界旅.
https://thats-poker.net/?page_id=2207
- WSOP(World Series of Poker)
<https://www.wsop.com/>
- Min-Gyu Kim, Kenji Suzuki(2011) "Analysis of Bluffing Behavior in Human-Humanoid Poker Game", Social Robotics - Third International Conference, ICSR 2011
- MarcKurz, GeroldH " olzl, AndreasRiener, BernhardAnzengruber, ThomasSchmittner, and AloisFerscha (2012), 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing
- 星光彦 (2017) 「ポーカーにおける表情認識による相手の手札推測に関する AI の研究」, 卒業研究
- KeenTools "FaceTracker"
<https://keentools.io/faceTracker>
- Keisuke Ohson, Takehisa Onisawa(2008) " Friendly Partner System of Poker Game with Facial Expressions ", IEEE Symposium On Computational Intelligence and Games.
- 高橋 純一, 村井 諒平, 平野 智久, 行場 次朗 (2014) 「ネガティブ顔優位性効果とポジティブ顔優位性効果の異なる生起過程」 J-STAGE 21 巻 3 号 p.363-371
- maelfabien "Facial-Emotion-Recognition"
<https://github.com/maelfabien/Facial-Emotion-Recognition>
- "FER2013 Kaggle Challenge"
<https://www.kaggle.com/c/challenges-in-representation-learning-facial-expression-recognition-challenge>
- Ed Miller (2018) 「エド・ミラーのポーカースクール」
- lukemelas "Poker-Bot-with-Genetic-Algorithms"
<https://github.com/lukemelas/Poker-Bot-with-Genetic-Algorithms>