原著論文

ユーザに親近感を持たせるポーカーパートナーエージェント†

大曾根 圭輔*・鬼沢 武久*

本論文ではポーカーの一種であるセブンカードスタッドポーカーを対象として、人間とコンピュータが協調して意思決定をしながら、ユーザが親しみを持つシステムを構築する。本論文では人間と協調して問題解決をするシステムをパートナーエージェントと呼ぶ。セブンカードスタッドポーカーは不完全情報ゲームで、最適な戦略をとる事が難しい。そこで、ゲームの状況に応じた判断をするためにパートナーエージェントが自身の意思決定や場の情報などを提示することでユーザと協調をする。パートナーエージェントがユーザに提示する情報は意思決定、状況、および意思決定の経緯で、状況によってはユーザからも能動的に質問ができるようになっている。また、ユーザがパートナーエージェントと異なった戦略をとるような場合には注意を促すコメントを提示する。本システムではさらに、ユーザがエージェントに対して親しみを感じるようにするために顔表情を付加する。顔表情は状況と顔表情を関連付けたニューラルネットワークで構築する。

本論文ではさらに被験者実験を行い、被験者に実際にポーカーをしてもらい、パートナーエージェントがユーザの意思決定にどのような影響を与えているかを分析するとともに、実験後のアンケートからユーザがパートナーエージェントに対してどのような印象をもっているかを考察し、本エージェントの有効性について確認する。

キーワード：協調エージェント、不完全情報ゲーム、ニューラルネットワーク、事例ベース推論、ファジィ意思決定

1. はじめに

我々が生きていく中で、いろいろな場面で意思決定をしなければならない事が多々あり、しかも、置かれている状況の不確実性、当人の理解の不足などから判断を行うのが難しい場面も多い。このような場合、我々は他人と相談し、話し合いをしてお互いの意見を交換し、自分と違う考え方や方法を知り、参考にしていく[1]。また、相談相手が自分より問題解決の方法に詳しくれば、解決の方法を教えてもらうこともできる。こうして一人では見つけることのできない解にたどり着いたり、目的に対してより考えを深めることができる。

こういうことを踏まえて、これまでに意思決定を支援するシステムの研究が多くされてきた。ユーザの好みに合わせた情報を提示するものや、交渉シミュレーションに基づいて妥協案を提示するものなどがある[2, 3, 4]。しかし、これらの研究では単に、支援システムは情報のみを提示していることが多い。ユーザが

必要とする情報を的確に提示できるのであれば問題はないが、多くの場合、状況には不確実性があるため、完全な意思決定支援をするのは難しい。

そこで本論文では、意思決定の場において、エージェントと人間が話し合い、協調していくことを考える。その一例として、不完全情報ゲームであるセブンスタッドポーカーゲームでプレーヤーと協調し、話し合いながらゲームの戦略を考えていくパートナーエージェントを考える。不完全情報ゲームとは、ゲーム理論[5]において次の手を決定する際に完全な情報を得ることができないようなゲームのことであり、このようなゲームでは状況判断が難しく、ゲームにおける完全な解を求めることは難しい。そのため、研究対象として扱われることが多く、プレーヤーと交渉するプレイングシステムや、ポーカーのプレイングシステムについても研究が数多くされている[6, 7, 8, 9, 10]。本論文では、プレーヤーとパートナーエージェントが話し合い、相談することによって協調しながらゲーム戦略を考え、ポーカーゲームを進めていくことに焦点をあてる。プレーヤーと言語情報のみで意思交換するパートナーエージェントを構築している研究はすでにある[11, 12]。しかし、ユーザにとって、役に立つパートナーエージェントを構築するためには、言語情報だ

† Friendly Partner Agent of Poker Game
Keisuke OSONE and Takehisa ONISAWA

* 筑波大学大学院システム情報工学研究科
Graduate School of System and Information Engineering, University of Tsukuba

けでは充分ではない。そこで、パートナーエージェントに顔表情を付加することを考える。顔表情とは感情伝達の際に、最も多くの情報を与えていると言われており[13]、顔表情は感情を表現する非言語情報の代表であると言える。そして、ポーカーゲームのエージェントに顔表情をつけた研究も見られる[14]。そのため、ユーザと話し合い協調するパートナーエージェントに、顔表情を付加することで、言葉だけでは伝わりにくい雰囲気の情報も伝わりやすくなり、親しみやすく、仲間意識が持てるようになるのではないかと考える。さらに、事例ベース推論[15]を用いることで、パートナーエージェントがゲームを進めながら、学習をできるようにする。本論文では、ポーカーパートナーエージェントに顔表情を付加して、言語情報とあわせて用いることで、状況の雰囲気を伝えやすく、親しみがわくパートナーエージェントの構築を目指す。第2章では、本論文で扱うセブンカードスタッドポーカーのルールを説明し、第3章ではシステムの構成について説明する。第4章においては本論文で構築したシステムについての評価実験を行い、結果について考察し、最後に第5章で結論について述べる。

2. セブンカードスタッドポーカー

2.1 スタッドポーカー

スタッドポーカーでは、表向きに配られるアップカードと裏向きに配られるホールカードがある。アップカードは全てのプレイヤーが見ることができるが、ホールカードは開かれるまでカードの所有プレイヤーしか見ることができない。また、ドロー(手札の交換)が無いこともスタッドポーカーの特徴として挙げられる。

2.2 セブンカードスタッド

本論文で扱うセブンカードスタッドでは参加するプレイヤーの数を2人とする。

セブンカードスタッドでは、7枚のカードを用いてポーカーをする。ゲームのはじまりで、それぞれのプレイヤーに2枚のホールカードと1枚のアップカードの計3枚が配られ、残りのアップカード3枚、ホールカード1枚はゲームの進行に応じて一枚ずつ配られていく。

セブンカードスタッドではカードが一枚配られるたび、また、ホールカードを開くたびに各プレイヤーがベット、フォールドいずれかの行動を取るようになる。また、カードが配られた後、これら一連の行動を選択する間をベッティングインターバルと呼び、以下では何度目のベッティングインターバルかという情報

をターンとして表す。

5ターン目以降、カードがすべて揃ったあとに各自のホールカードを開く。通常のセブンカードスタッドのルールでは、カードを開く順番は決まっているが、本論文では、ハッタリなどポーカーの心理戦の要素を強くするために、プレイヤーが各自のホールカードを任意に一枚ずつ開いてベッティングインターバルに入るという独自のルールを採用する。7ターン目が終わったあと、最後のカードを開くときにポーカーハンドを宣言する。これをショウダウンと呼ぶ。ショウダウンした場合には、強いポーカーハンドを持っていたプレイヤーが、それまでに賭けられた全ての賭けポイントを取る。途中でどちらかがフォールドした場合は、残っているプレイヤーがそれまでの賭けポイントを取る。このように、カードを最初に配ってから、どちらかのプレイヤーがフォールドするか、勝敗が決まるまでをラウンドと呼ぶ。図1は7枚全てがそろった時点の例である。

2.3 ポーカーハンド

本論文では一般的なポーカーハンドの強さを用いる。弱いほうから順に、ナッシング、ワンペア、ツーペア、スリーカード、ストレート、フラッシュ、フルハウス、フォーカード、ストレートフラッシュ、ロイヤルストレートフラッシュの10種を用い、以下、これらをハンドと呼ぶ。ハンドの決定は配られた7枚のカードのうち5枚を用いて行い、その中から最も強い役を選択する。ハンドの強弱が決められなかった場合は引き分けとする。

2.4 賭けポイントの制限

賭けポイントの上限として、ポットリミット制を採用する。ポットリミット制とは、賭けるポイントの上限を各プレイヤーの賭けたポイントの合計(ポット)とするルールである。下限は各ベッティングインターバルにおいて先攻では1とする。また、次のターンに進むためには各プレイヤーの賭けたポイントが揃っている必要があるため、後攻の下限は先攻と同じポイントとなる。

図1 7枚揃ったときのカードの例

3. エージェントの構成

パートナーエージェントは人間プレイヤーと対戦相手との対戦の模様を観察し、人間プレイヤーと相談し、協調しながらゲームを進めていく。また、パートナーエージェントは状況に応じて、プレイヤーに対して警告とともにパートナーエージェントの選択した戦略を提示する。なお、パートナーエージェントが得ることのできる情報は人間プレイヤーの取得できる情報と同じものとする。

3.1 エージェントの概要

パートナーエージェントの構成は、図2に示すように意思決定部、顔表情生成部、コメント生成部の3つから成っている。パートナーエージェントの戦略を決定するのは意思決定部であり、これまで対戦してきたゲームの状況を事例としてデータベースに保存し、その事例による事例ベース推論も意思決定にあわせて用いる。コメント生成部では意思決定部から出力された情報をもとにプレイヤーに対して提示するコメントを生成する。ゲームの状況に合わせて顔表情を提示する顔表情生成部においては、意思決定部の出力をもとに事前に学習したニューラルネットワークモデルを用いてユーザに顔表情を提示する。

3.2 意思決定部

パートナーエージェントの意思決定は図2に示すように勝率推定、優劣推定とフォールドの判断、賭けポイントの決定、事例ベース推論、開くカードの決定、ルールの修正という7つの部分に分けられる。本論文の意思決定部は[11, 12]の意思決定部に事例ベース推論を加えたもので、過去の状況を参照できるようにになっている。

図2 エージェントの概要

3.2.1 勝率推定

勝率推定では、対戦相手のホールカード、およびこれから配られるカードとして有り得る組み合わせをランダムに選択するシミュレーションを繰り返し行い、勝敗を予測する。繰り返しの回数を N_{times} とし、勝った回数 N_{win} とすると、勝率 P_{win} は、

$$P_{win} = \frac{N_{win}}{N_{times}} \quad (1)$$

で定義される。本論文では N_{times} を10000とする。

3.2.2 優劣推定

優劣推定では、まず、勝率推定により求められた勝率を $[-1, 1]$ の範囲で正規化し、予測される手役の強さ $expect$ を求める。なお $expect$ は、

$$expect = 2(P_{win} - 0.5) \quad (2)$$

で定義する。また、ターン数と対戦相手の賭けるポイント、ならびに対戦相手の傾向値 $t_{ij} \in [0, 100]$ を用いた変形のファジィ推論を行い、対戦相手の傾向に応じて手役の強さの調整を行う。ここで変形ファジィ推論を用いる理由は、後件部が確定しているファジィルールでは対戦相手に作戦が読まれてしまうためである[10]。推論ルールを以下に示す。

If “ $expect$ is $\tilde{E}$ ”
and “ポットで正規化した対戦相手の
賭けるポイント is $\tilde{B}$ ”
and “7で正規化したターン is $\tilde{T}$ ”
then “基準値の調整度 is $\tilde{A}$ ”

$\tilde{E}$, $\tilde{B}$, $\tilde{T}$, $\tilde{A}$ はそれぞれ、図3の(a), (b), (c), (d)に示すメンバーシップ関数のファジィ集合で定義される。この推論ルールの例を表1に示す。

傾向値は $[0, 100]$ の実数値であり、対戦相手の傾向に応じて変更される。それぞれのルールの後件部は Positive と Negative をとり、傾向値が50より大きければ Positive の影響が、50より小さくなると Negative の影響がより強く出るようにする。

この変形ファジィルールを用いた推論方法について説明する。まず、後件部を Positive, Negative それぞれのルールについて、Mamdaniの方法[16]を用い、ファジィ推論を行う。その後、重心法で、Positive, Negative それぞれについての推論結果を非ファジィ化する。この非ファジィ化された Positive の推論結果を $C_{positive}$ 、Negative の推論結果を $C_{negative}$ とすると、式(3)により定義される $infer$ が求まる。

図3 メンバーシップ関数

表1 後件部が確定していない変形ファジィルールの例

		$(\tilde{T} = \text{Early})$		
		$\tilde{B}$		
		Few	Middle	Much
$\tilde{E}$	Weak	Negative Positive t_{11}	Negative Positive t_{12}	Negative Positive t_{13}
	Strong	Negative Positive t_{21}	Negative Positive t_{22}	Negative Positive t_{23}

$$\text{infer} = C_{\text{positive}} \times \left(\frac{t_{ij}}{100}\right) + C_{\text{negative}} \times \left(1 - \frac{t_{ij}}{100}\right) \quad (3)$$

ファジィ推論の結果 infer を用いて、勝率を式(4)によって調整する。なお、式(4)の result は $[-1, 1]$ の範囲の値となる。

$$\text{result} = \begin{cases} \text{expect} + (1 - \text{expect}) \times \text{infer} & (0 \leq \text{infer} \leq 1) \\ \text{expect} + (\text{expect} + 1) \times \text{infer} & (-1 \leq \text{infer} \leq 0) \end{cases} \quad (4)$$

3.2.3 フォールドの判断

パートナーエージェントのフォールドの判断の流れを図4に示す。優劣推定の結果、優勢と推定された場合はフォールドをしないという意味決定の結果を出力する。

優劣推定で劣勢と推定された場合、フォールドの判断に入る。1～4ターンでフォールドの判断を行う際は、どの程度フォールドをしたほうがいいかという度

図4 フォールドの判断の流れ

合いを求めるためにファジィ推論を行い、その結果と乱数を比較することでフォールドするかどうかを判断する。表2にフォールドの判断のファジィルールを示す。推論のためのルールは、

If “ポットで正規化した対戦相手の賭けるポイント is $\tilde{B}$ ”

and “5で正規化したターン is $\tilde{T}$ ”

then “フォールドをする意図 is $\tilde{F}$ ”

$\tilde{B}$, $\tilde{T}$ は図3に示すメンバーシップ関数で定義される。

$\tilde{F}$ はZO, PS1, PS2, PB1, PB2を表すファジィ集合で、図5に示すメンバーシップ関数で定義される。

Mamdaniの方法を用いてファジィ推論を行い、重心法で非ファジィ化する。出力は $[0, 1]$ の範囲の値をとる。この推論結果は、システムがどの程度フォールドする意図があるかを示しており、数値が大きいほどフォールドをする意図が強いことになる。フォールドの判断は、賭けるポイントの決定とは異なり、フォールドするか、しないかの二者択一であるため、本論文では、 $[0, 1]$ の範囲の一樣乱数を発生させ、推論結果であるフォールドの意図の度合いが発生させた乱数より大きかったらフォールドをするものとする。

7枚すべてのカードが出揃っている5ターン目以降

表2 フォールド判断の際のファジィルール

		$\tilde{T}$		
		Early	Middle	End
$\tilde{B}$	Few	ZO	PS1	PB1
	Middle	ZO	PS2	PB2
	Much	ZO	PS2	PB2

図5 $\tilde{F}$ のメンバーシップ関数

は、劣勢ならばフォールドするというのが妥当な戦術であるが、アップカードによっては、ゲームを続行することで、対戦相手にハッタリを行う。図4のポテンシャルとは見かけの手役の強さの期待値である。自分のホールカードのうち1枚を開いたと仮定し、残りのホールカードに考えられる全てのカードの組み合わせを代入することによって、見かけの手役の強さの期待値 *potential* を求める。ハンドの点数としてナッシングからロイヤルストレートフラッシュまでの10種の手役に、それぞれ0から9までの点数を割り当てる。自分の手役として可能な手役が *m* 種あるとし、その *m* 種の手役の点数をそれぞれ $u_i (i=1, 2, \dots, m)$ とする。点数が u_i で、ある手役ができる確率を $p(u)$ とすると *potential* は、

$$potential = \sum_{i=1}^m u_i p(u_i) \quad (5)$$

のように求まる。この計算を全てのホールカードの組み合わせについて行う。また、対戦相手のカードに対しても同様の計算を行い、対戦相手の手役の強さの期待値 *Opp_potential* を求める。*potential* が *Opp_potential* より1点以上差がある場合、対戦相手の手役よりも1ランク以上強い手役に見えることになる。しかし、ちょうど1点では対戦相手よりも強い手役に見えないこともあるため、本論文では基準として期待値の点数が対戦相手の期待値の点数よりも1.3以上大きい場合、ハッタリが可能であるとし、フォールドをしないという意思決定をする。

3.2.4 事例ベース推論

本論文では、3.2.2で示した傾向値以外にもゲームを学習する仕組みとして事例ベース推論を用いている。事例ベース推論は、現在、解決しようとしている問題があるとき、それと類似した過去の解決事例を参

照し、その解決方法を利用して現在の問題を解こうとする推論方法である[15]。事例ベース推論で用いる状況の情報は、優劣推定で得られた *result* とその変化、ポットで正規化した対戦相手の賭けポイントとその変化、式(5)で得られる見かけの手役の強さの期待値 *potential* とその変化、及び正規化したターンの7種類とする。

次に類似度の計算方法を説明する。まず状況の情報の数を *n* とし、事例ベースに格納された過去の状況におけるそれぞれの情報の値を $Past_i (i=1, 2, \dots, n)$ とする。同様に現在の情報の値を $Current_i (i=1, 2, \dots, n)$ とする。本論文での *n* の値は7である。過去の状況の情報と現在の状況の情報に対する類似度 *Sim_i* を式(6)で求める。

$$Sim_i = 1 - |Past_i - Current_i| \quad (6)$$

また、過去の状況と現在の状況との総合の類似度 *Sim_{total}* を式(7)で求める。

$$Sim_{total} = \frac{\sum_{i=1}^n Sim_i}{n} \quad (7)$$

過去の事例の中で *Sim_{total}* が0.9以上となる事例の中で最も高いものを似た事例とし、過去の状況と解決法を出力する。

事例ベース推論は3.2.3のフォールドの判断の後にいき、パートナーエージェントの戦略を決定する。流れをその図6に示す。まず、事例ベースから現在の状況に似た事例があるかどうかを検索する。過去の類似した事例においては解決法がフォールドの判断と同じである場合は、フォールドの判断を最終的な意思決定

図6 事例ベース推論の流れ

とする。しかし、過去の類似事例において、フォールドの判断と異なる行動が解決方法であり、かつその類似度が0.95以上であれば、過去の事例の解決方法を最終的な意思決定とし、類似度が0.95を超えない場合はフォールドの判断を最終的な意思決定とする。

3.2.5 賭けポイントの決定

ポーカーのルールによって、賭けられるポイントの上限値と下限値は、2.4に述べたように、今まで賭けたポイントの合計を上限とし、下限を1として決まる。そこで、賭けるべきポイント C_{bet} を、パラメータ a を用いて式(8)で求める。ただし、 $upper$ と $lower$ はそれぞれのベッティングインターバルにおいて賭けられるポイントの上限と下限とし、 $a \in [0, 1]$ とする。

$$C_{bet} = lower + a(upper - lower) \quad (8)$$

そして、優劣推定値 $result$ を用いて、パラメータ a を式(9)より決定する。賭けるポイントの決定は優劣推定の結果に応じて行いが、対戦相手に戦術を見抜かれないように乱数を用いて不確定性を持たせる。

$$a = \frac{result + 1}{2} + noise \quad (9)$$

ただし、 $noise$ は平均0、分散0.1の正規乱数である。また、式(9)の計算結果が1以上の場合は1とし、0以下の場合は0にする。

5ターン以降に劣勢でハッタリをする場合は、実際の優劣推定値にかかわらず、ハッタリに見えるようなポイントを賭けなければ相手に見抜かれてしまうため、式(9)の代わりに式(10)を用いてパラメータ a を決定する。

$$a = \frac{(\frac{potential}{9}) + 1}{2} \quad (10)$$

ただし、 $potential$ は式(5)で求めた値である。また、ここで $potential$ の値を9で割っているのは、 $potential$ が $[0, 9]$ の値をとり、 $potential$ を正規化したハンドの強さにするためである。

3.2.6 開くカードの決定

6ターンと7ターンでは、互いに自分のホールカードのうちから1枚を選択し、そのカードを開いてからベッティングインターバルに入る。この際エージェントは、スロウプレイや、ハッタリを考慮にいれてどのカードを開くべきかを決定する。決定の流れを図7に示す。優劣推定で優勢と判断され、アップカードで手役が完成していない場合はスロウプレイと呼ばれる自

図7 開くカード決定の流れ図

分の手を弱く見せるハッタリをするという出力をする。スロウプレイではゲームを長く続けて多くのポイントを得るためにプレイヤーの手を弱く見せるホールカードを開く。また、劣勢と判断された場合でも、3.2.3の計算で得た $potential$ の値が高ければハッタリをするという意味決定をする。ハッタリ戦略ではプレイヤーの手が強く見えるカードを開くことで対戦相手をフォールドさせるのが目的である。

3.2.7 推論ルールの修正

1ゲーム終わるごとに、傾向値の修正量を求める。修正量は優劣推定を行った際に最も適合度の高かったファジィルールに対して行うものとする。修正量を求めるためのファジィルールは、

If “優劣推定で推定したカードの強さは $\tilde{H}$ ”
and “実際のカードの強さは $\tilde{I}$ ”
then “傾向値の修正量は $\tilde{J}$ ”

傾向値の修正量を表すメンバーシップ関数を図8に、ファジィルールを表3に示す。修正量の値は、優劣推定で推定したカードの強さと実際のカードの強さの差に応じて推論する。

$\tilde{H}$, $\tilde{I}$ は図3の(a), $\tilde{J}$ は図8に示すメンバーシップ関数のファジィ集合で定義される。

3.2.8 傾向値の実際の変更量の推論

1ゲームごとの修正量を記録しておき、過去5回分の修正量と最新のゲームでの修正量を用いて傾向値の実際の変更量をファジィ推論によって推論する。最新の修正量だけで修正するのではなく、5回分の修正量

図8 $\tilde{J}$ のメンバーシップ関数

表3 傾向値の修正量を求めるファジィルール

$\tilde{J}$		$\tilde{I}$	
		Weak	Strong
$\tilde{H}$	Weak	Z	P
	Strong	N	Z

の平均をあわせて考慮することによって、少し長い期間での対戦相手の傾向をとらえる。この傾向値の変更により、対戦相手個人の状況ごとの傾向を学習していく。表4に傾向値の変更量を決めるファジィルールを示す。推論のためのルールは、

If “5回分の修正量の平均 is $\tilde{K}$ ”
and “最新の対戦の修正量 is $\tilde{L}$ ”
then “傾向値の実際の変更量 is $\tilde{M}$ ”

である。 $\tilde{K}$, $\tilde{L}$, $\tilde{M}$ は図8に示すメンバーシップ関数で定義される。

3.2.9 事例の獲得

1 ゲームの終了毎に事例ベースへゲームの情報を格納する。ターン毎のパートナーエージェントの意思決定における情報を保存しておき、ゲームが終了した際の結果と共に格納する。事例ベースへ格納する情報は、3.2.2で述べた、優劣推定で得られたresultとその変化、ポットで正規化した対戦相手の賭けポイントとその変化、見かけの手役の強さの期待値potentialとその変化、及び正規化したターンの7種類である。また、事例の解決方法として、勝利したか負けたか

表4 傾向値の実際の変更量を決めるファジィルール

$\tilde{M}$		$\tilde{L}$		
		N	Z	P
$\tilde{K}$	N	N	N	Z
	Z	N	Z	P
	P	Z	P	P

(味方プレイヤーがフォールドしたか相手プレイヤーがフォールドしたか)、および事前の戦術が成功したか否かの情報も格納する。

3.3 顔表情生成部

パートナープレイヤーがゲームの状況を判断しやすくする、また、パートナーエージェントに親近感を持てるようにするために、パートナーエージェントにそのときの状況に対応した顔表情を付加する。顔表情の生成には、ポーカーのゲームにおける状況と顔表情の特徴量を関連付けたニューラルネットワークを用いる。感情と顔表情を結びつけた研究は多くあるが、本論文ではゲームの状況と顔表情のパラメータの関連を直接結びつけるシンプルなモデルを用いる。

3.3.1 顔表情生成部の構成

本論文における顔表情生成部に入力するゲームの状況は、ポットに対する相手のベットの割合、優劣推定の結果、優劣推定の結果の変化、ターン数、実際のカードのpotential、見せかけのpotential、ハッタリの可否、スロウプレイの可否及びゲームの結果の9種類を用いる。優劣推定の結果は、3.2.2で得られたresultとし、ターン数はターン数を[0, 1]で正規化したものの、実際のカードのpotentialはホールカードを含めて3.2.3のpotentialを計算したもの、見せかけのpotentialは通常通り相手からも見えるアップカードのみで計算したpotentialである。ポットに対するベットの割合はポットで正規化した相手の賭けポイント、優劣推定の結果の変化は前回の意思決定のresultから現在のresultを引いたものである。ハッタリの可否については、3.2.6においてハタリができると判断された場合には1.0、そうでなければ0.0、同様にスロウプレイの可否は、3.2.6においてスロウプレイができると判断された場合に1.0、そうでなければ0.0となる。ゲームの結果は勝敗が決定していなければ0.5、フォールドしたかショウダウンで負けたなら0.0、相手がフォールドした、もしくはショウダウンで勝利した場合は1.0とする。

この状況を基に、眉の形、眉の傾き、目の大きさ、目の形、目の傾き、口の大きさ、口の形、口の幅の計8種類を推論する。これら8種類の出力情報のうちの1種類を出力するニューラルネットワークを合計8つ構成する。ニューラルネットワークの例を図9に示す。このモデルは事前に予備実験をし、アンケート調査を行うことで構築する。本モデルではこのアンケート結果をニューラルネットワークに入力してバックプロパゲーション法による学習を行い、パートナーエー

図9 ニューラルネットワークの例

ジェントがポーカーゲームにおける状況に応じた表情を生成できるようにする。

3.3.2 モデル化

ニューラルネットワークの出力から顔表情を生成する。顔表情を作るための顔の特徴量である眉の傾き、眉の形、目の傾き、目の形、目の大きさ、上唇の形、下唇の形、口幅の8種類は図10の特徴量から以下の式で求める。ニューラルネットワークの学習の際にはこれらの値は[0, 1]で正規化されている。

$$\text{眉の傾き} : eb1_y - eb2_y \quad (11)$$

$$\text{眉の形} : eb3_y - (eb1_y + eb2_y) / 2 \quad (12)$$

$$\text{目の傾き} : e1_y - e2_y \quad (13)$$

$$\text{目の形} : e3_y - (e1_y + e2_y) / 2 \quad (14)$$

$$\text{目の大きさ} : e4 \quad (15)$$

$$\text{上唇の形} : m3_y - m1_y \quad (16)$$

$$\text{下唇の形} : m4_y - m1_y \quad (17)$$

$$\text{口の幅} : m2_x - m1_x \quad (18)$$

ただし、 $m1_x$ 、 $m1_y$ などは図10における $m1$ の x 座標、 y 座標を表している。

3.4 コメント生成部

パートナーエージェントのコメント生成部では、プ

図10 顔表情の特徴点

レーヤーの戦略決定の際にパートナーエージェントの意思決定、および意思決定の過程を提示し、また、戦略が異なる場合のプレイヤーの判断に対する質問とに分けられる。また、どの場合にも状況に応じた顔表情を出力し、ユーザに提示する。[11][12]のシステムのコメントの生成部を元に新たなコメントを出力できるようにしている。

3.4.1 意思決定の提示の方法

パートナーエージェントがプレイヤーに呼ばれた際に提示するコメントの生成は、各ベッティングインターバルと、5ターン目以降の開くカードを選ぶ際に行われる。

(a) ベットかフォールドの判断の提示

各ベッティングインターバルの最初にプレイヤーがパートナーを呼び出した場合は、3.2の意思決定部から出力される情報を元にプレイヤーに戦術を提示する。プレイヤーには、「どのくらい有利か不利か」、「過去に似た事例があるか、そしてその事例ではどのような結果になっているか」、「ゲームを続けるか否か(フォールドするかしないか)」という情報をあわせて提示する。「どのくらい有利か不利か」という情報は、優勢または劣勢の優劣推定値の絶対値の大きさにより、「かなり有利」や「おそらく不利」などの言語表現で提示する。優劣推定値が-であれば「劣勢」、+であれば「優勢」。優劣推定値の絶対値が0.2以下であれば「どちらかといえば」、0.2以上0.4未満であれば「やや」、0.4以上0.6未満であればただ「優勢」か「劣勢」と表現する。0.6以上0.95未満のときは「かなり」、0.95以上であれば「間違いなく」と表現する。「過去に似た事例があるか、そしてその事例ではどのような結果になっているか」という情報は、3.2.4の事例ベース推論において類似していると判断された場合にその結果を提示する。「ゲームを続けるか否か(フォールドするかしないか)」の提示は、図2、図3におけるその意思決定に至った経過とともに最終的な意思決定を提示する。例えば、類似した事例があるが、類似度が一定以下で、フォールドの判断を最終的な意思決定にする場合は、「かなり有利です。過去に似たような状況ではフォールドして成功していますが、フォールドしないでゲームを続けたほうが良いと思います。」というような提示の仕方をする。

(b) 賭けポイントの判断を行うときの提示

3.2.5で求めたポイントを提示する。例として、システムが決定した賭けポイントが10のときは「賭けるポイントは10ぐらいが良いと思います。」のように提示をする。

(c) コールを判断を行うときの提示

(a)の場合と提示手順は同じであるが、対戦相手が賭けたポイントの検討項目が加わっている。そのため、再び3.2.3のフォールドの判断、3.2.4の事例ベース推論、賭けるポイントの決定を行い、その結果を提示する。そしてポットに対する相手の賭けポイントの大きさも同時に提示する。提示する際の言語表現は、ポットで正規化した対戦相手の賭けポイントの割合が0.7以上ならば「相手はポイントを多く賭けてきました」、0.4以上のときは「相手が賭けてきたポイントは普通です」、それ以外の場合は「相手は少なめに賭けてきました」と提示する。

(d) カードの判断を行うときの提示

開くカードをプレイヤーが決定する際、3.2.6の開くカードの決定をし、出力されたカードをプレイヤーに提示する。提示の際の言語表現の例としては「スペードの9を開くといいと思います」のように提示する。

(e) カードが配られた際の提示

意思決定の提示の他にターンの初めにカードが配られた際にも、配られたカードに関してのコメントをする。2ターン目以内で配られたカードに対して、3.2.3で述べた *potential* を計算し、2.0以上、つまり期待されるハンドが Two Pair 以上であれば「序盤からいいカードが来ましたね。」というコメントを意思決定とあわせてプレイヤーに提示する。3ターン目以降の場合は、3.2.2の優劣推定で用いる *result* とその前のターンの *result* を比較する。*result* の変化と言語表現との対応を表5に示す。また自分の *potential* の変化が-0.2よりも大きいにも関わらず、*result* の変化が-0.2以下の場合は「相手にいやなカードが来ましたね」と提示する。

3.4.2 プレーヤーからの質問

プレイヤーがパートナーエージェントに対してできる質問は、「自分のカードについて」、「相手のカードについて」、「相手から見た自分のカードについて」、

「自分の傾向」の4種類である。

(a) 自分のカードについて

自分の手役の可能性の一番高いハンド、および可能性のある手役の中で一番強いハンドをその確率とともに提示する。また、その他のハンドについても、選択肢をプレイヤーが選ぶことによって確率を提示することができる。カードが全部そろった5ターン目以降にこの質問を選ぶと、現在のプレイヤーの手役が提示される。

(b) 相手のカードについて

相手の手役の可能性の一番高いハンド、および可能性のあるハンドの中で一番強いハンドとその確率を提示する。(a)と同様に他のハンドについても確率を確認できる。

(c) 相手から見た自分のカードについて

相手から見て自分の手役の可能性の一番高いハンド、および可能性のあるハンドの中で一番強いハンドとその確率を提示する。この提示によりプレイヤーはハッタリの可否などについてわかることができる。

(d) 自分の傾向

3.2.2で用いた傾向値 t_{ij} をプレイヤーについても保存しておき、質問された状況に一番適応するルールの傾向値を言語表現にしてプレイヤーに提示する。傾向値と言語表現の対応を表6に示す。この言語表現を「このような場合にあなたは強気の傾向があります」と提示する。

4. 実験

4.1 予備実験

3.3のニューラルネットワークを学習するために予備実験を行う。手順としてはまず、実際にユーザにポーカーゲームをプレイしてもらい、ターン毎にその状況でどのような顔表情になるかをアンケートで調査する。アンケートのインタフェースを図11に示す。このアンケートでプレイヤーは、インタフェースの左側に表示された実際のゲームの状況とコメントに対応すると考えられる表情を右側に提示された表情から選

表5 カードが配られた際の言語表現

<i>result</i> の変化	言語表現
0.4	これはいいカードが来ました！
0.3	いいカードが来ました。
0.2	なかなかいいカードが来ました。
0.1	まあまあいいカードが来ました。
-0.2	なかなかいいカードが来ませんね

表6 プレーヤーの傾向の言語表現

傾向値 t_{ij}	言語表現
100-70	かなり強気
70-60	強気
60-50	やや強気
50-40	やや弱気
40-30	弱気
30-0	かなり弱気

図 11 顔表情推定予備実験のインタフェース

ぶ、顔表情は6種類の感情(喜び、驚き、怒り、嫌悪、悲しみ、恐れ心配)ごとに9個用意されている。適応する顔表情が無い場合は、適応する顔表情に近い顔表情を再評価することにより、顔表情のパラメータをランダムに変更した、新たな候補が出現する仕組みになっている。この実験により得られたデータを教師信号として、ニューラルネットワークの学習を行う。入力には左側に示されるゲームの状況から得られるパラメータで、出力は顔表情のパラメータとなっている。この予備実験は20代の男女10名(男性7名、女性3名)に対して行い、それぞれ50個のデータ、合計で500個のデータを教師信号としてニューラルネットワークにバックプロパゲーション法で学習させ、本論文で用いる顔表情生成のためのモデルを構築する。また、中間層は30個に設定している。これは30個にした場合に、学習が収束した際の最小2乗誤差が少なかったことによる。

4.2 被験者実験

被験者実験では、パートナーエージェントの3.2の意思決定部から事例ベース推論を除いたプレイングシステムを相手にポーカーゲームを行ってもらい、被験者はパートナーエージェント無し、顔表情が表示されない言語情報のみのパートナーエージェント有り、顔

表情が付加されたパートナーエージェント有りの状態それぞれを30ゲームずつ行ってもらい、被験者によって、上記3種類の実験の順番は変更する。これはプレイする順番による差を排除することを目的としている。被験者全員、ポーカーの初心者である。この実験を通して、パートナーエージェントの有無、および顔表情の有無での各被験者とプレイングシステムとの対戦結果の違いを調べ、また、実験後にアンケートを行い、被験者がパートナーエージェントに対してどのような印象を持ったのかを調べる。また、ベットの順番は、プレイヤーが先攻で対戦相手が後攻とする。被験者間のカードによる差を排除するために、こちらであらかじめ、プレイヤーとプレイングシステムとの勝敗の数が同数になるようなカードの組み合わせを3種類用意しておき、被験者によって用いる順番は変更する。カードが固定されていることについては被験者に知らせていない。この実験は10代、20代の大学生、大学院生の14名(男性9名、女性5名)に対して行う。4.1の予備実験を行った被験者8名がこの中に含まれている。この被験者の中に被験者実験で用いたインタフェースを図12に示す。

4.2.1 エージェントへの評価

パートナーエージェントの評価をしてもらうため、

図 12 被験者実験のインタフェース

ゲームをプレイした後、被験者にアンケート調査を行う。この質問ではパートナーエージェントをパートナーと呼んでいる。

顔表情を付加しない言語情報のみのパートナーエージェントとゲームをプレイした後にしたアンケートの質問は、

- パートナーをうっとうしく感じるがあったか
- パートナーは役に立ったと思うか
- パートナーはゲームを重ねるごとに賢くなったように感じたか
- パートナーに対して親しみを感じたか

の 4 個の質問である。

同様に顔表情を付加し、言語情報とともに提示したパートナーエージェントとゲームをプレイした後にしたアンケートの質問は、

- パートナーをうっとうしく感じるがあったか
- パートナーは役に立ったと思うか
- パートナーはゲームを重ねるごとに賢くなったように感じたか
- パートナーに対して親しみを感じたか
- パートナーの表情は状況を示していたと感じたか
- 表情によりパートナーのコメントが伝わりやすくなったと感じたか

の 6 個の質問で、どちらの場合も以下の 5 段階で評価

してもらう。

(5. 非常にそうだと思う 4. そうだと思う 3. どちらでもない 2. そうは思わない 1. 全然そうは思わない)

言語情報のみのパートナーエージェントの場合のアンケートに対する評価を表 7 に示す。

そして、表 7 のそれぞれの質問に対して被験者がした評価の母平均の 95% 信頼区間を推定したものを表 8 に示す。

これは、実験のデータが正規分布であると仮定した場合、データの 95% が下限値から上限値の間に存在することを推定している。

質問 a 「パートナーをうっとうしく感じるがあったか」に関しては、平均が 2.4 で上限も 3 以下であるため、「うっとうしく感じる」とは逆の傾向、つまり、「うっとうしくは無い」という評価をする傾向が出ている。

質問 b 「パートナーは役に立ったと思うか」に関しては、推定される平均が 4 以上となり、また下限値も 3.5 を超えていることから被験者に評価されているという傾向になっている。このことから、パートナーエージェントは役に立つと感じていることがわかる。

質問 c 「パートナーはゲームを重ねるごとに賢くなったように感じたか」の質問に対しては、下限値が 3 以下になっている。このため、被験者は言語情報のみを提示するパートナーエージェントに対して賢くなったと感じているとはいえないが、推定される平均

は3を超えているため、やや賢くなったように感じていることがわかる。

質問d「パートナーに対して親しみを感じたか」の質問に対しても質問cと同様に、下限値が3以下なため、親しみを感じているとはいえないことがわかる。しかし、推定される平均は3を超えているため、やや親しみを感じているといえる。

次に顔表情を付加したパートナーエージェントの場合のアンケートに対する評価を表9に示す。

そして、表9のそれぞれの質問に対して被験者がした評価の母平均の95%信頼区間を推定したものを表10に示す。

質問a「パートナーをうっとうしく感じるがあったか」に関しては、平均は2.4、下限値は1.7で上限値も3.1であるため、言語情報のみのパートナーエージェントの場合とほぼ同様の結果になっており、「うっとうしくは無い」という評価である。

質問b「パートナーは役に立ったと思うか」に関して

表7 言語情報のみのパートナーエージェントの評価

		質問			
		a	b	c	d
被験者	A	1	5	4	4
	B	2	4	4	2
	C	2	4	4	4
	D	2	4	5	4
	E	2	4	3	2
	F	2	4	3	3
	G	1	4	4	4
	H	2	3	2	3
	I	4	3	4	3
	J	2	5	3	4
	K	2	5	2	4
	L	4	5	5	3
	M	2	4	3	3
	N	4	4	3	2

表8 言語情報のみのパートナーエージェントの評価の母平均の推定

	質問			
	a	b	c	d
下限値	1.9	3.7	2.9	2.7
平均	2.4	4.1	3.5	3.2
上限値	2.9	4.4	4.0	3.6

表9 顔表情を付加したパートナーエージェントの評価

		質問					
		a	b	c	d	e	f
被験者	A	1	3	4	5	4	4
	B	1	4	4	5	3	5
	C	3	4	4	3	2	3
	D	2	5	5	5	4	5
	E	1	4	4	5	4	4
	F	1	4	4	4	3	4
	G	3	4	3	5	3	4
	H	1	4	3	4	4	2
	I	2	5	3	2	3	4
	J	2	4	4	4	4	4
	K	4	4	2	5	5	5
	L	4	5	4	5	5	4
	M	2	5	3	5	4	5
	N	4	4	2	4	4	5

表10 顔表情を付加したパートナーエージェントの評価の母平均の推定

	質問					
	a	b	c	d	e	f
下限値	1.7	4.1	3.0	3.9	3.3	3.5
平均	2.4	4.4	3.5	4.3	3.8	4.0
上限値	3.1	4.7	3.9	4.7	4.3	4.5

は推定される平均が4.4で、また下限値も4を超えていることから被験者に評価されていることがわかる。この質問に対する評価は、言語情報のみのパートナーエージェントよりも評価が高くなる傾向になっており、被験者は顔表情を付加したパートナーエージェントを役に立つとより感じていることがわかる。

質問c「パートナーはゲームを重ねるごとに賢くなったように感じたか」に関しては、学習の仕組みは同じであるため、言語情報のみのパートナーエージェントとほぼ同様の結果になっており、やや賢くなったと感じていることがわかる。

質問d「パートナーに親しみを感じたか」という質問に関しては、言語情報のみのパートナーエージェントよりも顔表情を付加したパートナーエージェントの場合の評価が高い傾向を示しており、差のある結果になっている。これらの結果から被験者は顔表情を付加したパートナーエージェントに親しみを感じていることがわかる。また、顔表情を付加したパートナーエージェントで実験した後に言語情報のみのパートナーエージェントで実験している被験者B、E、F、J、L、NのうちB、E、Nは、言語情報のみのパートナーエージェントを「親しみを感じている」と評価して

いない。その中の被験者 B は自由記述で、「パートナーの表情がないとさびしく感じる」と記述している。同様に被験者 E も「パートナーに何かが足りないような印象を受ける」と記述している。顔表情を付加したパートナーエージェントに対して低い評価をした被験者 I は逆に、自由記述に「言葉だけのほうが簡潔で好きだ」とコメントしている。

質問 e「パートナーの表情は状況を示していたと感じたか」に関しても被験者の評価の推定される下限は 3.3 で、平均が 3.8 であることから、「パートナーエージェントが提示する顔表情はポーカーゲームの状況を示している」と評価する傾向がある。このことから、ニューラルネットワークで構築した顔表情生成モデルはポーカーゲームの状況を表現することができているといえる。しかし、顔表情生成のために学習で求めたニューラルネットワークは、教師用データとして個人のデータを用いて得た個人に特化したニューラルネットワークではなく、10 人分のデータを使用して得られたニューラルネットワークである。したがって、予備実験に参加した被験者であっても、実験の際に被験者 C のように「表情がネガティブすぎる、もっと笑顔で応援して欲しい」と顔表情が状況にあっていないというコメントをする被験者もいる。また、予備実験に参加していない被験者 G は「顔表情と状況があっているときと合っていないときがある」と記述している。このことから、予備実験において複数の被験者の教師データを統合して学習させた一般的なニューラルネットワークモデルでは、主観に合わないと感じる被験者もいることがわかる。

質問 f「表情によりパートナーのコメントが伝わりやすくなったと感じたか」では、推定の平均 4 で下限値も 3.5 となっており、評価は高い傾向を示している。低い評価をした被験者 H は「言葉だけのほうが端的でわかりやすい」と記述している。質問 d で低い評価をした被験者 I はこの質問では、「顔表情があるのは好みではないが、確かに、言葉だけよりもコメントはわかりやすくなっている」と記述している。このことから、被験者は顔表情を付加することで「パートナーエージェントのコメントがわかりやすくなっている」と感じていることがわかる。

4.2.2 最終的な利得

表 11 に被験者ごとの最終的な利得を示す。

(a) 言語情報のみのパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合の比較

言語情報のみのパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合とで利得に有意

表 11 被験者ごとの最終的な利得

被験者	パートナー 無し	パートナー 有り (顔表情無し)	パートナー 有り (顔表情有り)
A	-17925	2313	-63350
B	18217	-79140	38530
C	8193	13817	50159
D	14789	110104	127105
E	12015	-12367	34515
F	-225734	-87563	-60545
G	13817	87509	-12925
H	-293177	-400371	-58725
I	21123	52980	-120318
J	19055	21763	39461
K	-52172	-16293	58846
L	-121285	-31182	92015
M	-33177	-76228	-21047
N	-67955	-39457	-56977

差があるかどうかをウィルコクソンの符号順位和検定 [17] で検定した結果、統計量 Z が 0.87 となり、片側検定で存在確率 $p = 0.19$ である。有意水準を $\alpha = 0.05$ とすると、 $p > 0.05$ となる。したがって「パートナーエージェント無しとパートナーエージェント有りの差が無い」という帰無仮説は採用され、結論としては、言語情報のみのパートナーエージェント有りとパートナーエージェント無しの利得の平均には差がないということになる。

(b) 顔表情を付加したパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合

顔表情を付加したパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合とで利得に有意差があるかどうかを同様に、ウィルコクソンの符号順位和検定で検定した結果、統計量 Z が 1.92 となり片側検定で存在確率 $p = 0.03$ である。有意水準を $\alpha = 0.05$ とすると、 $p < 0.05$ となる。したがって「顔表情を付加したパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合との利得に差が無い」という帰無仮説は棄却され、結論として、顔表情を付加したパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合との利得の平均には差があるということになる。このことから、顔表情を付加したパートナーエージェントでポーカーゲームをプレイした場合よりも利得が大きくなっていることがわかる。

(c) 1 ゲームあたりの獲得した(失った)賭けポイントの比較

勝ったゲームと負けたゲームに分けて、獲得した(失った)賭けポイントの母平均の 95% 信頼区間を推定したものを表 12 に示す。勝ったゲームではパートナー

表 12 1 ゲームあたりの獲得した（失った）賭けポイントの母平均の推定

	勝ったゲーム		
	パートナー無し	パートナー有り (顔表情無し)	パートナー有り (顔表情有り)
下限値	-1724.0	-796.8	-2940.0
平均	5339.6	3484.1	6179.4
上限値	12404.2	7765.1	15298.9
	負けたゲーム		
	パートナー無し	パートナー有り (顔表情無し)	パートナー有り (顔表情有り)
下限値	-15247.2	-10549.7	-9747.7
平均	-9022.9	-6107.8	-5456.6
上限値	-2798.6	-1665.9	-1165.6

エージェント有りの場合と無い場合では大きく差は無いが、負けたゲームにおいては、パートナーエージェント無しの場合に大きくポイントを失ってしまっていることがわかる。これはパートナーエージェントのコメントが有効に働いた結果、不利なゲームで賭けポイントが少ないうちに被験者がフォールドをしているためだと考えられる。また、顔表情有りの場合には顔表情が無い場合に比べ、勝ったゲームで獲得したポイントが大きくなっている。顔表情を付加した場合は、顔表情を付加しない場合に比べ、有利なときに顔表情が笑顔になり、被験者がより多くのポイントを賭けているためと考えられる。これらの結果として、顔表情を付加したパートナーエージェント有りの場合とパートナーエージェント無しの場合で最終的な利得に差があるという結果になっている。

また、顔表情を付加したパートナーエージェントでプレイした場合に大きく負けている被験者 I は、4.2.1 のアンケートにおいて質問 d「パートナーに親しみを感じたか」の質問において低い評価をしていることから、利得が低くなるとパートナーエージェントに対して親しみを感ぜない被験者もいることがわかる。

5. おわりに

本論文では、不完全情報ゲームであるセブンカードスタッドポーカーを対象にして、人間が親しみを持てるパートナーエージェントを構築した。エージェントはゲームの状況から意思決定を提示するとともに、言語情報のみを提示するよりもプレーヤーがエージェントに対して親しみが持てるように、ゲームの状況に対応する顔表情を提示する。そしてさらに、事例ベース

推論を用いることによって対戦するごとに学習し、学習の結果をプレーヤーに提示できるようにした。

構築したパートナーエージェントの有効性を確認するために被験者実験を行った。獲得した利得に関しては、パートナーエージェント無しでゲームを行う場合より、顔表情を付加したパートナーエージェントと共にゲームを進める方が利得が高くなるという結果になった。実験後のアンケートで、被験者は言語情報のみのパートナーエージェントと顔表情を付加したパートナーエージェントを比較した場合には、顔表情を付加したほうが親しみを持てると評価にしていることがわかった。

今後の課題としては、よりパートナーが状況にあった顔表情を出力できるような枠組みを考えることが挙げられる。また、パートナーエージェントとプレーヤーとの対話をより詳しくし、意見を交換することでゲームについて学習できるようにすることが挙げられる。

参 考 文 献

- [1] 森脇俊雅：集団・組織，東京大学出版会，2000.
- [2] 松村幸輝：ファジィ意思決定に基づく交渉シミュレーションシステム，日本ファジィ学会誌，Vol.8，No.5，pp.882-890，1996.
- [3] John Zelezniakow, James R. Nolan: Using soft computing to build real intelligent decision support system in uncertain domains, Decision Support 31, pp.263-285, 2001.
- [4] Gleb Beliakov and Jim Warren: Appropriate Choice of Aggregation Operators in Fuzzy Decision Support System, IEEE TRANSACTION ON FUZZY STSTENS, vol.9, No.6, pp.773-783, 2001.
- [5] 佐々木宏夫：入門 ゲーム理論，日本評論社，2003.
- [6] 安村禎明，秋山秀久，小口邦彦，新田克己：モノポリーゲームにおける交渉エージェント，情報処理学会誌，Vol.43，No.10，pp.3048-3055，2002.
- [7] Darse Billings, Aron Davidson, Jonathan Schaeffer, Duane Szafron: The challenge of poker, Artificial Intelligence 134, pp.201-240, 2002.
- [8] Graham Kendall, Mark Willdig: An Investigation of an Adapting Poker Player, Artificial Intelligence, LNAI 2246, pp.189-200, 2001.
- [9] Arild Sandven and Bjorner Tessem.: A Case-Based Learner for Poker, Proceedings of the Ninth Scandinavian Conference on Artificial Intelligence (SCAI 2006), pp.159-167, 2006.
- [10] 鬼沢武久，風見寛，高橋千晴：不完全情報ゲームプレイングシステムの構築—スタッドポーカーを例にして—，日本知能情報ファジィ学会誌，Vol.15，No.1，pp.127-141，2003.
- [11] 大曾根圭輔，鬼沢武久：ポーカーゲームにおける協調的パートナーシステムの構築，日本感性工学会研究論文集，vol.7，No.4，pp.621-631，2008.

- [12] K. Ohson, T. Onisawa : Cooperative Partner System of Imperfect Information Game, 2008 IEEE Conference on Soft Computing in Industrial Applications (SMCia/08), June 25-27, Muroran, pp.60-65, 2008.
- [13] A. マレーピアン, 西田司訳: 非言語コミュニケーション, 聖文社, 1986.
- [14] Koda T, Maes P : Agents with faces : the effect of personification, Robot and Human Communication,, 5th IEEE International Workshop, pp.189-194, 1996.
- [15] 新田克己: 知識と推論, サイエンス社, 2002.
- [16] R. Kruse, J. Gebhardt, F. Klawonn: Foundation of FUZZY SYSTEMS, JOHN WILEY&SONS, 1994.
- [17] Ann Hughes, Dennis Grawoig, Statistics : A Foundation

for Analysis, ADDISON – WESLEY PUBLISHING COMPANY, 1971.

(2009年3月9日 受付)

(2009年8月24日 採録)

[問い合わせ先]

〒305-8573 茨城県つくば市天王台1-1-1

筑波大学 システム情報工学研究科 鬼沢研究室

大曾根 圭輔

TEL : 029-853-6188

FAX : 029-853-6472

E-mail : kfukuda@fhuman.esys.tsukuba.ac.jp

著者紹介

おおそ ね けいすけ
大曾根 圭輔 [学生会員]

2007年筑波大学第三学群工学システム学類卒業。2009年筑波大学大学院システム情報工学研究科博士前期課程修了。現在、同博士後期課程在学中。不完全情報下における人間の意思決定を支援する研究に関心がある。

おにさわ たけひさ
鬼沢 武久 [正会員]

1975年3月東京工業大学制御工学科卒業。1977年3月同大学大学院理工学研究科制御工学専攻修了。東京工業大学総合理工学研究科助手、熊本大学工学部講師、助教授、筑波大学構造工学系助教授、教授を経て、現在、筑波大学大学院システム情報工学研究科教授、工学博士(東京工業大学)。人間の主観、判断、認識、感性、フィードバックが重要な役割を担うシステムを人間中心システムとしたとき、人間中心システムの構築に関心がある。1987年日本人間工学会から橋本賞受賞。2004年から人工知能学会評議員。2005年から日本感性工学会評議員。SOFT関連では、関東支部長、理事、編集委員長、第9期会長などを務める。

Friendly Partner Agent of Poker Game
by
Keisuke OSONE and Takehisa ONISAWA

Abstract :

This paper aims at the construction of a friendly system, which plays a seven-card stud poker game with a human player against an opponent player. This paper calls a cooperative friendly system a partner agent. Seven-card stud poker is a kind of a game with imperfect information and it is difficult to consider optimal strategy in such a game. Therefore, the partner agent has a discussion with a human player on game strategy cooperating with the player. If a human player needs some advice on a game, the partner agent presents its reply. Furthermore, the partner agent presents not only linguistic expressions of strategy but also facial expressions according to the game situation so that a human player can feel a sense of affinity with the agent. Neural network models are used for facial expressions.

This paper also performs subject experiments to evaluate the effectiveness of the proposed partner agent with facial expressions, where each subject plays poker games with partner agents. This paper analyzes questionnaire data that subject answer after experiments.

Keywords : Cooperation agent, imperfect information game, neural network, case based reasoning, fuzzy decision-making.

Contact Address : **Keisuke OSONE**

Onisawa Lab., Graduate School of System and Information Engineering

University of Tsukuba, 1-1-1, Tennodai, Tsukuba, 305-8573, JAPAN

TEL : 029-853-6188

FAX : 029-853-6472

E-mail : kfukuda@fhuman.esys.tsukuba.ac.jp