Counterfactual Regret Minimization による交渉ゲームの求解

藤本 海右[2,a)]　鶴岡 慶雅[3]

概要：近年では自動交渉 AI の研究・開発がさかんに行われている．交渉問題においては合意を得る上では少なからず互いに譲歩を行う必要があり，より自身の利得を高めるためには，適切な譲歩を発見し交渉を提案することが重要になる．本研究での目的は，ナッシュ均衡解を求めるための一つの手法である Counterfactual Regret Minimization (CFR) を交渉問題に対して適用することで，譲歩の基準となる交渉問題の解を求めることである．本稿では予備実験として，交渉要素を付加したじゃんけんを設計し，CFR を使用して簡易的な交渉ゲームの収束解が得られることを示した．

Solving Negotiation Games with Counterfactual Regret Minimization

Kaiyu Fujimoto[2,a)]　Yoshimasa Tsuruoka[3]

Abstract: In recent years, automatic negotiation AI has been studied and developed actively. In the negotiation problem, making concessions with each other is necessary to reach an agreement. It is thus important to discover proper concessions and to propose negotiation options in order to increase the own gain. The purpose of this research is to apply Counterfactual Regret Minimization (CFR), which is a method for obtaining a Nash equilibrium solution, to the negotiation problem and solve it. In this paper, as a preliminary experiment, we designed a rock-paper-scissors game with negotiation factors and showed that an approximate solution of the game is obtained by applying CFR.

1. はじめに

1.1 背景

実世界では多くの交渉が行われており，この交渉を人間に代わって計算機に行わせる自動交渉の研究が進められている． 自動交渉の研究分野では, 実世界における交渉が相手側の選好が不明な状態で行われることをふまえ, 相手側の効用を隠した状態での二者間複数論点交渉問題 (Bilateral Multi-issue Closed Bargaining Problem: BMCBP) が重要課題の一つとなっている．

BMCBP に関する取り組みの一つに，2010 年より毎年開催されている自動交渉エージェント競技会 (Automated Negotiating Agents Competition: ANAC) がある． ANAC では様々な交渉戦略が提案されている．例えば Kawaguchi らは，相手の提案履歴と自身の効用関数情報を元に相手の交渉姿勢や効用関数を推定する戦略を提案しており，これを用いた交渉エージェント agentK は ANAC2010 にて優勝している [1]．森らは，進化ゲーム理論を元にモデル化を行い，自身の交渉戦略に対する推定期待効用値に基づいて相手の効用関数に関係なく適切な譲歩を行う戦略を提案した [2].

これらの自動交渉エージェントは推定に基づくヒューリスティックなアプローチを取っている．これは相手の効用・選好が秘匿された状態であるため，情報の不足により交渉自体のモデル化が困難であることに由来すると考えら

1　情報処理学会
IPSJ, Chiyoda, Tokyo 101–0062, Japan
2　東京大学工学部電気電子工学科
Department of Electrical and Electronic Engineering, The University of Tokyo
3　東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻
Department of Information and Communication Engineering, Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo
a)　kfujimoto@logos.t.u-tokyo.ac.jp

れる．しかし，ヒューリスティックなアプローチでは必ずしも適切な譲歩が行えているとは限らないという問題が存在する．

一方でゲーム AI の研究では，Tammelin らが Counterfactual Regret Minimization+ (CFR+) と呼ばれる手法を用いて，不完全情報ゲームの一つである 2 人リミットテキサス・ホールデムのナッシュ均衡解を抽象化を行わずに求めることに成功している [3]．これは Zinkevich らが提案した CFR [4] という手法に改良を加えたもので，不完全情報ゲームのゲーム木を情報集合ごとに集約させ，各情報集合ノードに対して取れる全ての行動を考え，生じる機会損失を元に戦略を更新していくものである．従来の線形計画法によるナッシュ均衡解の近似解法と比べて空間計算量の観点で優れているが，ゲーム木を完全探索してメモリに情報を持つ必要があるため，扱える情報集合数には限りがあることには留意する必要がある．

1.2 目的と貢献

本研究の目的は，交渉問題を展開型の不完全情報ゲームと解釈して CFR の手法を適用し，交渉ゲームを解くことである．

交渉問題においては，交渉の成否とそれによって得られる利得が重要事項となるが，その際に利益度合の基準としては，交渉が不成立の場合に得られる利得を用いることが多い．CFR で交渉解を得られるのであれば，交渉で収束し得る一つの解を予測することができ，これを基準に考えることで交渉の早期妥結や，より効果的な交渉譲歩が行えることが期待される．

2. 関連研究

2.1 展開型ゲーム

以下の要素によって記述できるゲームのことを展開型ゲーム [4], [5] と呼ぶ．

- プレイヤの有限集合 N．
- 履歴 h の有限集合 H． $\forall h, h \in H$ を満たし，かつ H は空列を含む．
- 終端履歴 z の有限集合 Z． $\forall z, z \in Z$ かつ $Z \subset H$ を満たす．
- 非終端集合 $h \in H \backslash Z$ における行動プレイヤを表す関数 $P(h)$．$P(h) = c$ ならば，次のアクションはある確率分布に従う．
- 非終端集合 $h \in H \backslash Z$ において取れるアクション a の集合 $A(h)$．
- $P(h) = c$ のときの行動の確率分布を示す関数 f_c． f_c は $P(h) = c$ における h を定義域にとり，アクションの確率分布を与える確率測度 $f_c(a|h)$ を返す． この確率測度は，異なる h に対して独立である．
- 各プレイヤ $i \in N$ に対して決定される情報分割 $\mathcal{I}_i$ とその要素である情報集合 I_i．$I_i \in \mathcal{I}_i$ は $P(h) = i$ を満たす $h \in H$ からなり，プレイヤ i から $h \in H$ と $h' \in H$ の区別がつかない場合，二つの履歴は同一の情報集合として扱われる．また，$P(h), A(h)$ を $P(I_i), A(I_i)$ と表すこともある．
- 各プレイヤ i の利得関数 u_i． u_i の定義域は終端履歴 Z であり，その終端履歴 z における利得実数値を返す．また，全てのプレイヤがそれ以前に行われた自身のアクション及び対応する情報集合を覚えているとき，そのゲームは完全記憶であると言う．$\forall z \in Z,\quad \sum_{i \in N} u_i(z) = 0$ であるならば，そのゲームは零和である．

ポーカーの一種であるテキサス・ホールデムなど，多くの不完全情報ゲームは展開型ゲームによって表現することができる．

2.2 戦略とナッシュ均衡

プレイヤ i の戦略 (strategy) σ_i とは，情報集合 I における可能なアクション $a \in A(I)$ の確率分布を返す関数である．プレイヤ i の戦略 σ_i 全体集合を戦略集合 Σ_i と言う．プレイヤ全体の戦略の集合を戦略プロファイル (strategy profile) σ あるいは単に戦略と言い，戦略プロファイルからプレイヤ i の戦略のみを除いたものを σ_{-i} と表現する．また，各プレイヤが戦略 σ に従って行動した際に履歴 h にたどり着く確率を $\pi^\sigma(h)$，この際にプレイヤ i が受け取る利得の期待値を

$$u_i(\sigma) = \sum_{z \in Z} u_i(z) \pi^\sigma(z)$$

とする．

戦略プロファイル σ に対して，プレイヤ i 以外の全プレイヤが戦略 σ_{-i} に従ったとき，プレイヤ i の利益が最大になるような戦略のことを最適応答戦略 (best response) と言う．最適応答戦略を取った際のプレイヤ i の利得の期待値である最適応答価値は

$$b_i(\sigma_{-i}) = \max_{\sigma'_i \in \Sigma_i} u_i(\sigma'_i, \sigma_{-i})$$

で定義される．戦略プロファイル σ が $\varepsilon \geq 0$ に対して

$$\forall i \in N, \quad u_i(\sigma) + \varepsilon \geq b_i(\sigma_{-i})$$

を満たすとき，σ は ε-ナッシュ均衡であると言う．特に $\varepsilon = 0$ で上式が成立するような σ においては，いずれのプレイヤも自身の戦略のみを変更してもこれ以上利得を増やせない状態にある．このような戦略はナッシュ均衡 (Nash equilibrium) であると言う．

今回，現在の戦略 σ がナッシュ均衡にどれだけ近いかを表す指標として，可搾取量 (exproitability)ε_σ を $\varepsilon_\sigma = \sum_{i \in N} b_i(\sigma_{-i})$ で定義する．この値が小さくなるほど，戦略 σ はナッシュ均衡戦略に近くなっていると考えられる．

2.3 Counterfactual Regret Minimization

Regret Minimization とは，時刻 T でのプレイヤ i の regret

$$R_i^T = \frac{1}{T}\max_{\sigma_i^*\in\Sigma_i}\sum_{t=1}^{T}\left(u_i(\sigma_i^*,\sigma_{-i}^t)-u_i(\sigma^t)\right)$$

を最小化することでナッシュ均衡を求める手法である．つまり，各時刻における相手の戦略を固定化した際の，プレイヤ i の戦略を変化させることで得られる最大利得と，プレイヤ i の現在の戦略で得られる利得の差の平均値が regret となる．この値が小さいほど，現在の戦略で得られる利得が理想的であることを意味する．

Regret Minimization では regret を計算するために各時刻での最適応答戦略を求める必要があるという問題点が存在するが，これを解決したものが Counterfactual Regret Minimization (CFR) [4] である．CFR では，情報集合 I の状態にたどり着く確率を $\pi_{-i}^{\sigma}(I)$，情報集合 I で戦略 σ^t に従った際のプレイヤ i の平均期待報酬 $u_i(\sigma^t,I)$ を

$$u_i(\sigma^t,I)=\frac{\sum_{h\in I,z\in Z}\pi_{-i}^{\sigma}(h)\pi^{\sigma}(h,z)u_i(z)}{\pi_{-i}^{\sigma}(I)}$$

と定義し，新たに immediate counterfactual regret $R_{i,imm}^T(I)$ を

$$R_{i,imm}^T(I)=\frac{1}{T}\max_a\sum_{t=1}^{T}\pi_{-i}^{\sigma^t}(I)\left\{u_i(\sigma^t|_{I\to a},I)-u_i(\sigma^t,I)\right\}$$

で定義する．ただし，$\sigma^t|_{I\to a}$ とは，情報集合 I についてプレイヤ $P(I)$ が履歴 $h\in I$ において a のアクションを選択，以降のアクション選択は戦略 σ に従って行動するような戦略のことを指す．

このとき，$u_i(\sigma^t|_{I\to a},I)-u_i(\sigma^t,I)<0$ が成立するならば，情報集合 I における a というアクションは，現在の戦略 σ^t に従った場合に得られる平均報酬よりも少ない報酬しか得られない，損をする手であることを意味する．逆に $u_i(\sigma^t|_{I\to a},I)-u_i(\sigma^t,I)>0$ が成立するならば，アクション a は現在の戦略よりも多くの報酬が得られる手であり，戦略 σ^t において機会損失が生じていることを意味する．

従って，regret のうち，機会損失を生み出しているものだけを $R_{i,imm}^{T,+}(I)=\max(R_{i,imm}^T(I),0)$ によって取り出し，これを元にして次のように戦略を更新することで，より機会損失の少ない戦略に近づくことができる．

$$\sigma^{T+1}=\begin{cases}\frac{R_{i,imm}^{T,+}(I,a)}{\sum_{a'\in A(I)}R_{i,imm}^{T,+}(I,a')} & if \quad \sum_{a'\in A(I)} \\ \\ \frac{1}{|A(I)|} & otherwise.\end{cases}$$

また,$R_{i,imm}^{T,+}(I)$ は

$$R_i^T\le\sum_I R_{i,imm}^{T,+}(I)$$

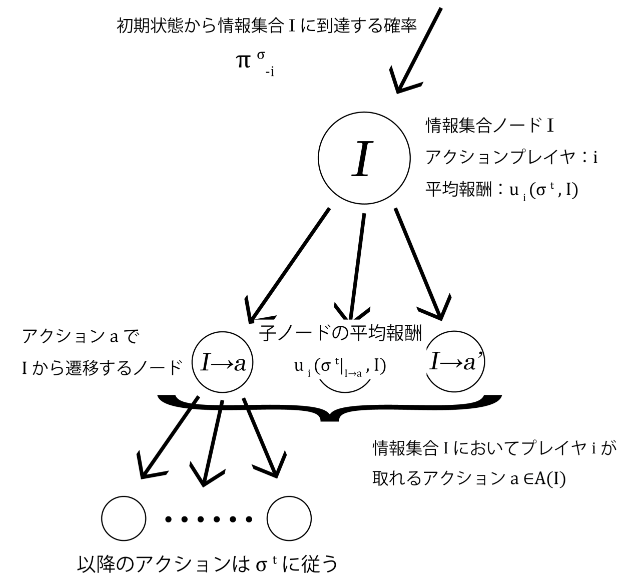

図 1 情報集合ノードと、その戦略および平均報酬

という関係式が成立する．これにより，各情報集合において counterfactual regret $R_{i,imm}^{T,+}(I)$ を最小化するような戦略を求めることによって，2 人ゲームにおいてナッシュ均衡である戦略を導くことができる．

また，CFR は 3 人以上の多人数ゲームでも実装を行うことは可能であり，理論的な収束性は示されていないものの実験的に収束することが報告されている [6]．ただし，ナッシュ均衡を求める上で CFR はすべての情報集合 I についてそれぞれの regret をメモリに保持・計算する必要があるため，扱える情報集合数には限界がある．

2.4 交渉問題

交渉は，各プレイヤが話し合いを行うことで，お互いの結果をより良くしようとする行動のことであり，ゲーム理論的なアプローチにおいては以下の要素を持つ [7]．

- 交渉に関わるプレイヤの有限集合 $N=\{1,2,\cdots,n\}$．
- 交渉が不成立となった場合に得られると予測される効用ベクトル $c=(c_1,c_2,\cdots,c_n)$． c は基準点と言う．
- 交渉が成立した場合に実現が期待される効用ベクトルの集合 $S=\{x=(x_1,x_2,\cdots,x_n)\}$． S は実現可能集合と言う．

プレイヤの集合 N，実現可能集合 S，および基準点 c が与えられたとき，この 3 要素の組 (N,S,c) を n 人交渉問題と言う．交渉問題 (N,S,c) に対して，すべてのプレイヤが納得するような，S に属するただ一つの点が選出されるとき，この点を妥結点と呼び，交渉問題にただひとつの妥結点を対応させるルールのことを交渉問題の解と呼ぶ．

交渉においては必ずしもすべてのプレイヤが利益を最大化できるわけではなく，基本的にはいずれのプレイヤも合意を得るために幾らかの妥協することが求められる．その

ため，合意の得られる妥結点 $s \in S$ には満たすべき二つの特徴が存在する．

- $s = (s_1, s_2, \cdots, s_n)$ が基準点 c に対して $\forall i \in N, s_i \geq c_i$ である． すなわち，交渉が成立した場合，いずれのプレイヤも交渉不成立の場合よりも多くの利得を得る．この条件のことを個人合理性と呼ぶ．
- 妥結点 s が S においてパレート効率的である． すなわち，あるプレイヤの利益を妥結点以上に増やそうとした際，別のプレイヤの利得を減らす必要がある状態にある． この条件のことをパレート効率性またはパレート最適性と呼ぶ．

なお，ナッシュ均衡解は「現在の状態から自分だけ戦略を変えてもこれ以上の利得が得られない」ような状態であるが，必ずしもパレート効率的であるとは限らない．その代表例が，囚人のジレンマである．

表 1 囚人のジレンマ

$P_A \diagdown P_B$	B_1	B_2
A_1	4 , 4	1 , 5
A_2	5 , 1	2 , 2

2 人のプレイヤ A, B がそれぞれ二つのアクション (A_1, A_2)，(B_1, B_2) を選択でき，アクションの組み合わせによって，表 1 上に対応する箇所の利得がもらえるとする． なお，A の受け取れる利得 u_A は該当箇所の左側の数字，B の受け取れる利得 u_B は右側の数字である．このとき，プレイヤ A は B のアクション選択が B_1，B_2 のいずれの場合においても，A_2 のアクションを選択する方が受け取れる利得が多くなる．同様のことがプレイヤ B に関しても言えるため，このゲームにおけるナッシュ均衡解は (A_2, B_2) となる．

一方で，(A_1, B_1) というアクションの組み合わせによって得られる利得は $(u_A, u_B) = (4, 4)$ であり，これはナッシュ均衡解で得られる利得 $(u_A, u_B) = (2, 2)$ よりも両プレイヤともに多くなる．従って，このゲームにおけるナッシュ均衡解はパレート効率的ではないことがわかる．

3. 提案手法

本研究では，交渉問題を展開型の不完全情報ゲームに落とし込み，不完全情報ゲームのナッシュ均衡解を求める手法である CFR を適用することを提案する．

ナッシュ均衡解が交渉解として妥当であるためには，妥結点の特徴であるパレート効率性と個人合理性の両方を満たすようなものである必要がある．また，CFR を改良した CFR+ においても扱える情報集合数は 10^{17} 程度である一方で，現実世界における交渉は「どのような内容の交渉をするか」といった交渉の内容設定や,「相手にその行動をしてもらう代わりに自身は何をするか」といった報酬の設定に関してかなりの自由度が存在しているため情報集合数は莫大であり，単純に CFR を適用することは困難である．従って，交渉問題の解を求める上では問題設定において単純化や工夫を図る必要がある．今回は交渉問題に関しても CFR が収束するのかを確認するため，予備実験では簡易的な交渉を織り込んだゲームで確認することとした．

4. 予備実験

4.1 実験方法

本稿では，予備実験の結果として，3 人で行うじゃんけんに交渉要素を加えたゲームに CFR を適用してナッシュ均衡解に収束することを示す． 以下に今回のゲーム設計を示す．

ゲーム全体は 1 回の交渉ラウンドと 1 回のゲームラウンドで構成されており，交渉ラウンドではプレイヤ 1 がプレイヤ 2 に対して以下の 4 つのうち，いずれかの交渉を行う．

- プレイヤ 2 に 1.5 単位分の報酬を与える代わりに，ゲームラウンドでのプレイヤ 2 の手をグーに強制する
- プレイヤ 2 に 1.5 単位分の報酬を与える代わりに，ゲームラウンドでのプレイヤ 2 の手をチョキに強制する
- プレイヤ 2 に 1.5 単位分の報酬を与える代わりに，ゲームラウンドでのプレイヤ 2 の手をパーに強制する
- 何もしない (交渉せず，通常のじゃんけんを行う)

プレイヤ 1 が何もしないことを選択した場合を除き, プレイヤ 2 は交渉を受諾するか拒否するかを選択する． ただし，プレイヤ 1 の提案内容やそれに対するプレイヤ 2 の選択はプレイヤ 3 からは観測できないものとする．プレイヤ 2 がプレイヤ 1 の提案に対して受諾または拒否の決定をするか，プレイヤ 1 が交渉をしないことを選択した場合，交渉ラウンドは終了となり，ゲームラウンドに移行する． ゲームラウンドでは最初に各プレイヤとも 2 単位分の報酬を場に供託する． その後，プレイヤ 1，2，3 でじゃんけんを行い，場に供託された合計 6 単位分の報酬をじゃんけんの勝者で山分けする． あいこの場合，全プレイヤで山分けを行う．

以上をこのゲームの 1 セットとして CFR を適用し，最終的に戦略が収束するかどうか，収束した場合はその戦略が交渉解として妥当かどうかを確認した．なお，このゲームは 3 人零和不完全情報ゲームであるため，利得が定和であるため全ての解がパレート効率性を必ず満たす．また，交渉が全く行われない状況下でじゃんけんを行なった場合の利得期待値は 0 であるため，収束した解において交渉に参加するプレイヤ 1，プレイヤ 2 の平均利得が 0 を上回っていれば，それは個人合理性を満たしていることとなる．また，この実験の情報集合数は，プレイヤ 1 がどの手に関する交渉を持ちかけるか否か (あるいは交渉しないことを選択するか)，それに対してプレイヤ 2 は受諾するのか拒

否するのか，各プレイヤはじゃんけんで何を出すのか, 以上の事項を元に計算すると 135 となり，CFR で扱える情報集合数を明確に下回る．

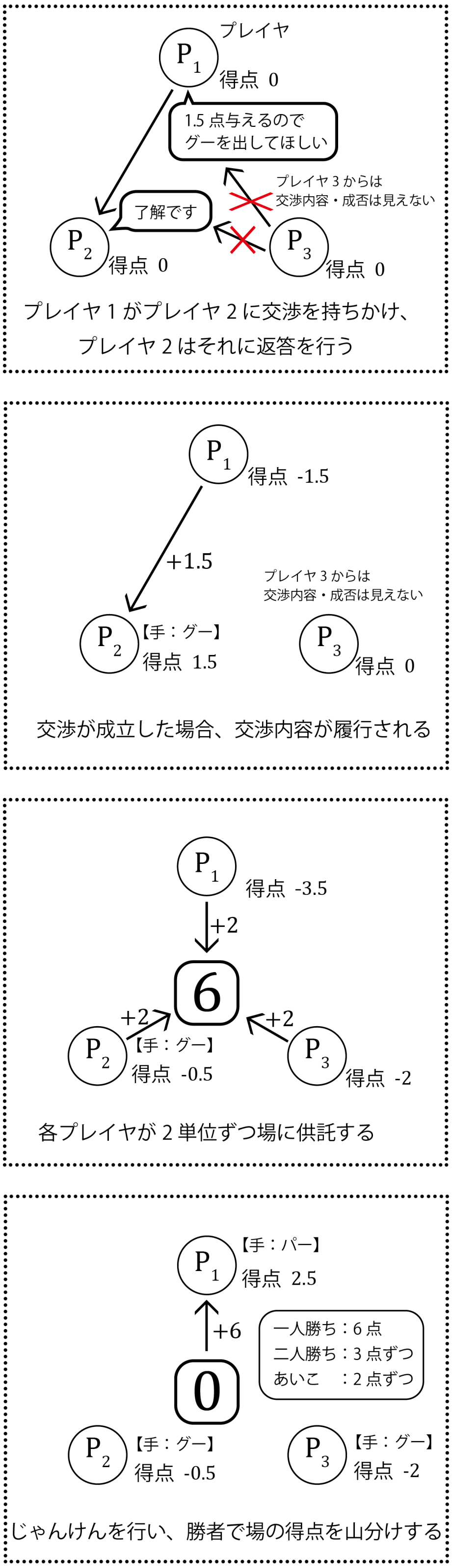

図 2　設計したゲームの流れ

4.2　実験結果

上記の設計ゲームに CFR を適用した結果を表 2 に示す．表 2 における交渉提案率とは，プレイヤ 1 がどの交渉を提案するかの割合であり，提案受諾率はその交渉が提示された時にプレイヤ 2 が交渉を受ける確率を表す．また，交渉成功率とは，設計したゲームにおいてその交渉が成立する確率を表しており，具体的にはプレイヤ 1 の交渉提案率とプレイヤ 2 の提案受諾率の値を掛け合わせたものである．

プレイヤ 1 の交渉提案率, プレイヤ 2 の提案受諾率はじゃんけんの各手によって少し異なっているものの，実際に交渉が行われる確率はどの手に関しても約 0.169 となっており，３つの手が本質的に等価であることによる対称性が確認できる．また，今回の設計ゲームにおいて交渉に参加しないプレイヤ 3 においては，一連のゲームは普通のじゃんけんに見えることを踏まえると，プレイヤ 3 の戦略が全ての手を等確率で選ぶという，じゃんけんのナッシュ均衡戦略に収束していることが確認できる．なお，表 2 を元に，ゲームラウンドにおいてプレイヤ 1，プレイヤ 2 が選ぶ手の確率を計算すると，プレイヤ 1 は [グー，チョキ，パー] $= [0.333, 0.334, 0.333]$，プレイヤ 2 は [グー，チョキ，パー] $= [0.333, 0.334, 0.333]$ となり，プレイヤ 3 からはどの手も等確率で出しているように見えている．

各プレイヤが表 2 の戦略に従った場合の平均効用値の計算を行うと，[プレイヤ 1, プレイヤ 2, プレイヤ 3] $= [6.97 \times 10^{-06}, 8.46 \times 10^{-06}, -1.54 \times 10^{-05}]$ となる．しかし，それぞれの最適応答価値値は $[0.134, 2.81, 0.531]$ であり, 今回収束した解が最適応答戦略から大きく離れている．CFR が 3 人以上のゲームに対して理論的なナッシュ均衡解収束性が確立されていないこと，ナッシュ均衡解は必ずしも最適な戦略に収束するわけではないが，交渉に参加しているために有利であるはずのプレイヤ 1，プレイヤ 2 が収束解において利得がほとんど生じていない点は，CFR の実装の誤りの可能性も含めて検証する必要がある．

5.　おわりに

本稿では，交渉要素を加えたじゃんけんを対象とすることで，簡易的な交渉ゲームに対して CFR が収束することを確認した．ただし，収束した解が最適応答戦略ではないように見受けられるため，実験の設計などを再度見直し誤りがないかを確認する必要がある．また，今回のゲーム設計は極めて簡易的なものであること，本研究の目的は交渉問題の収束解を CFR を用いて求めることにあるため，今後の課題としてはより複雑な交渉モデルに対しても CFR を適用することで解が収束するのかどうかを実験していくことが挙げられる．

表 2 設計したゲームにおける各プレイヤの戦略 (iteration = 1000000)

交渉	プレイヤ 1 交渉提案率	プレイヤ 2 提案受諾率	交渉成功率
グーを出す	0.285	0.593	0.169
チョキを出す	0.289	0.584	0.169
パーを出す	0.312	0.542	0.169
交渉しない	0.114	-	-

交渉可否	プレイヤ 1 戦略			プレイヤ 2 戦略			プレイヤ 3 戦略		
	グー	チョキ	パー	グー	チョキ	パー	グー	チョキ	パー
グー承諾	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0			
グー拒否	0.338	0.335	0.328	0.296	0.350	0.354			
チョキ承認	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0			
チョキ拒否	0.326	0.335	0.339	0.359	0.295	0.346	0.332	0.334	0.334
パー承認	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0			
パー拒否	0.337	0.325	0.338	0.343	0.356	0.301			
交渉なし	0.328	0.344	0.328	0.338	0.325	0.337			

参考文献

[1] Kawaguchi, S., Fujita, K. and Ito, T.: AgentK: Compromising strategy based on estimated maximum utility for automated negotiating agents, *New Trends in Agent-Based Complex Automated Negotiations*, Springer, pp. 137–144 (2012).

[2] 森顕之，伊藤孝行ほか：推定期待効用に基づく自動交渉エージェントの提案，情報処理学会論文誌，Vol. 56, No. 10, pp. 1968–1976 (2015).

[3] Tammelin, O.: Solving large imperfect information games using CFR+, *arXiv preprint arXiv:1407.5042* (2014).

[4] Zinkevich, M., Johanson, M., Bowling, M. and Piccione, C.: Regret Minimization in games with incomplete information, *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 1729–1736 (2008).

[5] Lanctot, M., Waugh, K., Zinkevich, M. and Bowling, M.: Monte Carlo Sampling for Regret Minimization in Extensive Games, *Advances in Neural Information Processing Systems 22* (Bengio, Y., Schuurmans, D., Lafferty, J. D., Williams, C. K. I. and Culotta, A., eds.), Curran Associates, Inc., pp. 1078–1086 (online), available from ⟨http://papers.nips.cc/paper/3713-monte-carlo-sampling-for-regret-minimization-in-extensive-games.pdf⟩ (2009).

[6] Risk, N. A. and Szafron, D.: Using Counterfactual Regret Minimization to create competitive multiplayer poker agents, *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: volume 1-Volume 1*, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, pp. 159–166 (2010).

[7] 伊藤孝行：マルチエージェントの自動交渉モデルとその応用，情報処理， Vol. 55, No. 6 (2014).

