

推定期待効用に基づく自動交渉エージェントの提案

森 顕之^{1,a)} 伊藤 孝行^{1,b)}

受付日 2015年1月9日, 採録日 2015年7月1日

概要: マルチエージェントシステムの研究分野において自動交渉エージェントが注目を集めている。自動交渉の研究領域では、互いに相手の効用情報を知ることができない状況下における二者間交渉問題が重要な研究課題となっている。本論文では、多様な交渉条件の交渉問題に対して適応可能なエージェントを提案する。提案するエージェントは交渉問題をゲーム理論的に解析し、進化的に安定な戦略の均衡点における推定期待効用値を導出することによって適切な譲歩を推定する。また、評価実験として自動交渉エージェントの国際競技会である ANAC2014 の決勝大会出場エージェントとの交渉シミュレーションを行う。そして、提案するエージェントは多様な交渉条件下において有効な交渉結果を得られることを示す。

キーワード: マルチエージェントシステム, 自動交渉, 自動交渉競技会

An Automated Negotiating Agent Based on The Estimated Expected Utility

AKIYUKI MORI^{1,a)} TAKAYUKI ITO^{1,b)}

Received: January 9, 2015, Accepted: July 1, 2015

Abstract: A automated negotiating agent attracts attentions in the field of multi-agent system. Bilateral Multi-issue Closed Bargaining Problems (BMCBP) are critical in the field of automated negotiations. In this paper, we propose the flexible agent in BMCBP which have various negotiating conditions. Our agent models BMCBP by game theory. Moreover, our agent adopt the compromising strategy that is based on the expected utility value at the equilibrium point of evolutionary stable strategy. Furthermore, we show the evaluation results of negotiating simulations, and prove that our agent outperforms existing agents that are the 2014 International Automated Negotiating Agents Competition when negotiating conditions change.

Keywords: multi-agent system, automated negotiation, automated negotiating agents competition

1. はじめに

マルチエージェントシステムの研究分野において自動交渉エージェントが注目されている。自動交渉エージェントは数値化した選好情報をもとに、人間の代理として交渉を行うことを目的としている。高度な情報処理能力を持つエージェントは合理的な判断によって、人間には解決困難な複雑で大規模な交渉問題においても適切な合意形成を行うことができる。自動交渉エージェント技術の応用としては電

子商取引システム [1] やスケジューリングシステム [2] の自動化があげられる。情報システムにおいて、エージェントがユーザの仲介者となることによって、システムのユーザビリティが向上し、より多くの人々が情報技術の恩恵を得られることが期待される。現実世界の交渉問題ではプライバシー上の問題から、交渉参加者は自身の選好情報を秘匿することを望む場合が多い。したがって、自動交渉エージェントの研究分野では、互いに相手の選好情報が明らかでないような二者間複数論点交渉問題 (Bilateral Multi-issue Closed Bargaining Problem : BMCBP) が重要な研究課題とされている。BMCBP に対する取り組みとして、自動交渉エージェントの国際競技会 (Automated Negotiating Agents Competition : ANAC) [3] が、International Joint

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology, Nagoya, Aichi 466-8555, Japan

a) mori.akiyuki@itolab.nitech.ac.jp

b) ito.takayuki@nitech.ac.jp

Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS)において2010年より開催されている。ANACが対象とする交渉問題は、互いの選好情報が明らかではないという条件に加えて、時間経過によって得られる効用が減少する割引効用や、合意に失敗した場合においても一定の効用値を得ることができる留保価格などが設定されており、より現実世界に近い問題設定がなされている。ANACでは、多様な交渉戦略を持つエージェントが出場する。本論文における交渉戦略とは、より良い交渉結果を得るために交渉者の行動の方向性を定義するものである。既存の交渉戦略の多くは、割引効用や留保価格などの交渉条件によって有効性が変化し、多様な交渉環境でつねに良い交渉結果を得ることは困難である。本論文における良い交渉結果とは、獲得効用値と社会的余剰値（交渉参加者の獲得効用値の総和）が大きな合意案を得ることである。

本論文では、多様な交渉条件に対して適応可能なエージェントを提案する。提案するエージェントは、交渉問題を戦略型ゲームとして解析することによって、交渉における適切な譲歩を推定する。本論文で提案するエージェントを評価するために、ANAC2014 決勝大会出場エージェントと交渉シミュレーションを行い、交渉結果から評価スコアを導出する。

本論文の構成を次に示す。2章で自動交渉エージェントの関連研究について取り上げる。3章でANACの概要と交渉ルールについて説明し、既存の代表的なエージェントの特徴を述べる。4章で本論文で提案するエージェントの交渉戦略について述べる。5章で提案するエージェントとANAC2014 決勝大会出場エージェントによってトーナメントを行い、評価スコアを比較する。6章で本論文のまとめと今後の課題を示す。

2. 関連研究

自動交渉エージェントのための交渉戦略に関連する研究について述べる。代表的な交渉戦略の研究として、Faratinらによって提案された、時間によって譲歩の大きさが変化する譲歩関数¹があげられる [4]。Faratinらの譲歩関数はパラメータを設定することによって、時間経過による譲歩の大きさが変化する。したがって、Faratinらの譲歩関数は、交渉を行う前に交渉相手の交渉戦略に合わせた適切なパラメータを与える必要がある。しかし、交渉相手に関する情報を事前にまったく得ることができない状況下においては、交渉開始前に適切な譲歩関数のパラメータ調整を行うことは不可能である。

既存研究では交渉過程で得られる相手の提案履歴に対して、機械学習を適用することによって適切な譲歩を推定する手法も提案されている。Kawaguchiらによって提案されたAgentK [5]はANAC2010の優勝エージェントである。AgentKの特徴として、相手の提案履歴から相手の効用空

間と交渉姿勢を推定する点²があげられる。AgentKは相手が友好的である場合は素早く相手に譲歩し、相手が敵対的な場合は一定以上譲歩しないという歩み寄り制御に基づく交渉戦略をとる。また、Baarslagによって提案されたThe Fawkes [6]はANAC2013の優勝エージェントである。The Fawkesの特徴として、相手の提案履歴に対してDiscrete Wavelet Prediction [7]と呼ばれる学習手法を適用し、最適な譲歩を推定している点³があげられる。ANACに提案されたエージェント以外にも、機械学習を用いる交渉戦略としては、オンライン学習 [8] やガウス過程 [9] に基づいた手法も提案されている。既存の機械学習を用いる手法に共通する問題点として、相手の提案履歴を評価するために自身の効用関数を用いる点⁴があげられる。既存の手法では、非公開である相手の効用関数に対して自身の効用関数との相関を仮定することによって、相手の提案履歴を評価している。しかし、BMCBPにおいて交渉者は自身と相手の効用関数の相関を知ることはできない。したがって、既存の手法は、仮定している相関と異なるような交渉問題において適切な譲歩を実現することが困難である。

本論文で提案するエージェントは交渉戦略の推定期待効用値に基づき譲歩の大きさを決定する。提案するエージェントは交渉問題の最終局面において、強硬戦略と妥協戦略の2つの交渉戦略を定義し、進化的に安定な戦略 [10] の均衡点における推定期待効用値を導出する。進化的に安定な戦略は進化ゲーム理論における概念であり、進化的に安定な戦略を選択した群れは他の戦略を選択した個体によって侵略されないという特徴を持つ。進化的に安定な戦略を用いることによって、進化ゲーム理論において知られているタカハトゲームなどにおいて、進化的に安定なタカ戦略とハト戦略の分布を導出することができる。タカハトゲームとは強硬なタカ戦略と穏健なハト戦略の生存戦略をモデル化したゲームである。本論文では、進化的に安定な戦略の均衡点における推定期待効用値を譲歩関数に組み込むことによって、適切な譲歩を実現する。提案するエージェントは、相手の効用関数との相関を仮定している既存手法とは異なり、自身の交渉戦略に対する自身の推定期待効用値に基づき譲歩の大きさを決定している。したがって、提案するエージェントは既存手法よりも安定して適切な譲歩を実現できる。

3. 国際自動交渉エージェント競技会 (ANAC)

3.1 ANACの概要と目的

ANACは交渉を研究する世界中の研究者たちが自動交渉エージェントを作成し、作成されたエージェントによるトーナメントの評価スコアを競い合う国際競技会である。ANAC2014までの競技会では、BMCBPにおける交渉を想定している。ANACの目的は次のようになる。

- 選好情報が明らかでない相手に対して、様々な状況に

において合理的に対応できる実用的な自動交渉エージェントの設計

- 多様な交渉戦略の客観的な評価指標の提供
- 交渉過程におけるエージェントの学習や適応戦略, および, 未知の交渉相手のモデリング手法の探求
- 最先端の自動交渉エージェントの収集と提供

ANACはAAMASにおいて2010年より開催されている. 2014年5月に第5回目となるANAC2014がAAMAS2014において開催された. ANAC2014では世界中から19エージェントが参加し, 予選大会により10エージェントが選抜された. その後, 選抜されたエージェントによって決勝大会が行われ, 最終的な順位が決定された. 本論文では, 提案するエージェントの比較対象としてANAC2014の決勝大会出場エージェントを使用する.

3.2 交渉ルール

3.2.1 交渉ドメイン

BMCBPにおける交渉ドメインは, 交渉問題を論点ごとに分解し, 交渉における論点や論点のとりうる値を定義している. ANACでは, 交渉に参加するすべてのエージェントに交渉ドメインの完全な情報が与えられる. 交渉ドメインにおける論点の集合を \mathcal{I} とする. 個々の論点 i ($i \in \mathcal{I}$)はそれぞれ $[0, v_i]$ の範囲の整数値をとる (v_i は論点 i のとりうる最大値). 合意案候補集合を \mathcal{S} , 個々の合意案候補を \vec{s} ($\vec{s} \in \mathcal{S}$), そして, 論点数が n である場合, \mathcal{S} は式(1)で定義される.

$$\mathcal{S} = \{ \vec{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n) \in \mathbb{N}^n \mid 0 \leq s_i \leq v_i, i = 1, 2, \dots, n \} \quad (1)$$

3.2.2 効用関数

効用関数とは合意案によって交渉者が得ることができる効用値を定義した関数である. 本論文では, Itoらによって提案された制約に基づく効用関数[11]を想定する. 制約に基づいた効用関数について説明する. 交渉問題において, 交渉者は個々にユニークな制約集合を持つ. 合意案候補 \vec{s} によって充足される制約集合を $\mathcal{C}(\vec{s})$, 個々の制約を c_k ($c_k \in \mathcal{C}(\vec{s})$)と表す. 制約 c_k は単一, もしくは複数の論点に関して制約充足条件となる値の範囲, および効用値を持つ. 合意案候補 \vec{s} は制約 c_k を充足するため, 交渉者は評価関数 $w(c_k, \vec{s})$ によって効用値を得ることができる. 制約 c_k に対する標準化係数を β_k としたとき, $[0, 1]$ で正規化された効用関数 $U(\vec{s})$ は式(2)で定義される.

$$U(\vec{s}) = \sum_{c_k \in \mathcal{C}(\vec{s})} \beta_k \cdot w(c_k, \vec{s}) \quad (2)$$

3.2.3 交渉プロトコル

交渉プロトコルとは, 交渉における交渉者間の意思表示に関する取り決めである. 本論文では, Rubinsteinが

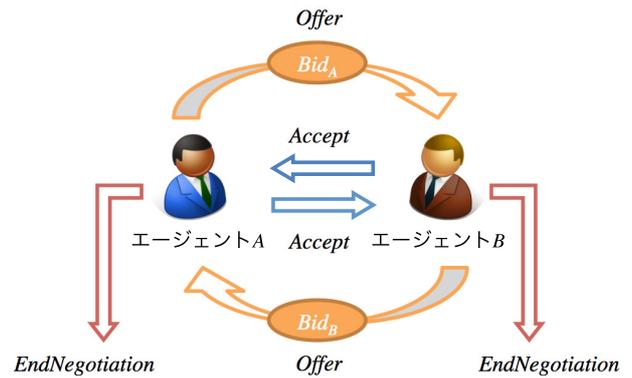


図1 Alternating Offersの概要図
Fig. 1 Overview of Alternating Offers.

提唱するAlternating Offers[12]をベースとした交渉プロトコルを想定する. Alternating Offersに関する研究は多く存在し, 本論文とは前提や交渉条件が異なるが, ゲーム理論[13]や機械学習に基づくアプローチが提案されている[8]. Alternating Offersでは次の3つのアクションによって合意案候補(Bid)を扱う.

- Offer: 相手にBidを提案するアクション. 最初に Offerを行うことができる交渉者は交渉開始前に設定する.
- Accept: 相手が Offerしてきた Bidを受容するアクション. Acceptした場合は交渉が成立し, 互いに合意案を自身の効用関数で評価し, 評価した値に割引効用を適用した効用値を獲得して交渉を終了する. 相手が Offerした Bidを拒否する場合は, 自身が新たな Bidを代替案として相手に Offerする.
- EndNegotiation: 交渉を放棄するアクション. 二者間交渉の場合はいずれかの交渉者が EndNegotiationを選択した時点で交渉は終了する. EndNegotiationが選択された場合, 交渉者は留保価格に割引効用を適用した効用値を獲得し, 交渉を終了する.

Alternating Offersにおける交渉の例として, エージェントAとエージェントBによる交渉を考える. 最初の行動権をエージェントAが持つ場合, まずエージェントAが任意の合意案候補である Bid_A をエージェントBに Offerする. エージェントAの Offerの後, 行動権がエージェントBに移る. エージェントBはエージェントAが Offerした Bid_A を受容するならば Acceptする. エージェントBは, Bid_A を拒否するならば代替案として任意の合意案候補である Bid_B をエージェントAに Offerする. エージェントBの Offerの後, 再び行動権がエージェントAに移る. 本例のような手続きを繰り返すことによって, 二者間交渉は進行する. また, 行動権を持つ交渉者は任意で EndNegotiationを選択することができる. 図1は本例で示したエージェントA, Bと3つのアクションの関係を示した概要図である.

3.2.4 制限時間

現実世界の交渉問題は有限の交渉時間内に結論を導くことが要求される。したがって、本論文では制限時間が存在する交渉問題を想定する。なお、制限時間を超過した場合、交渉者は *EndNegotiation* を選択する。本論文では交渉開始からの経過時間を $[0,1]$ の正規化時刻 t として扱う。

3.2.5 割引効用

本論文では、時間経過によって得られる効用値が減少する割引効用を考慮する。割引効用は既存研究 [14] でも考慮されている交渉条件である。本論文における割引効用は、効用関数によって得ることができる効用値に対して $(0,1]$ の値をとる割引係数に基づいて算出した値となる。割引係数 df は交渉問題ごとに設定されている。合意案候補 \vec{s} の効用値を $U(\vec{s})$ とした場合、割引効用を考慮した効用関数 $U_D(\vec{s}, t)$ は式 (3) で定義される。

$$U_D(\vec{s}, t) = U(\vec{s}) \cdot df^t \quad (3)$$

3.2.6 留保価格

本論文では、*EndNegotiation* を選択した場合に一定の効用値を得ることができる留保価格を考慮する。留保価格は交渉問題ごとに設定されている。留保価格にも割引効用は適用され、留保価格 RV に割引効用を適用した留保価格 $RV_D(t)$ は式 (4) で定義される。

$$RV_D(t) = RV \cdot df^t \quad (4)$$

4. 推定期待効用に基づく交渉戦略

4.1 交渉フローのフェーズ分割

本論文で提案するエージェントの交渉戦略では、交渉問題の制限時間に着目し、交渉フローを図 2 のような 2 つのフェーズに分割する。図 2 で示すように、前半のフェー

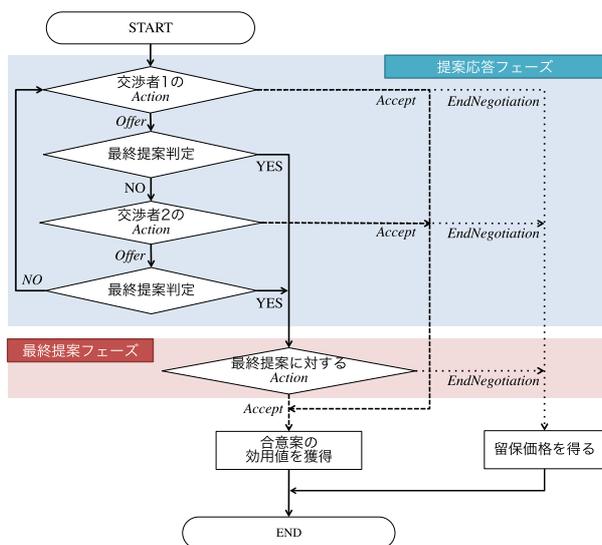


図 2 交渉フローとフェーズ分割
Fig. 2 Phases of negotiation flow.

ズを提案応答フェーズ、後半のフェーズを最終提案フェーズと定義する。図 2 のようにフェーズを分割するのは、合意失敗時の損失がフェーズごとにそれぞれ異なるためである。本章では 2 つのフェーズについて考察し、各フェーズの特徴について論じる。

4.2 提案応答フェーズ

提案応答フェーズは交渉フローにおける交渉開始から交渉終了直前までの交渉を指す。提案応答フェーズでは合意に失敗した場合、割引効用に基づき獲得効用値が減少する。提案間隔を表す正規化時間を ϵ とした場合、提案応答フェーズにおける 1 回あたりの合意失敗による将来利得に対する割引係数 δ は式 (5) で定義される。

$$\delta = df^\epsilon \quad (5)$$

式 (5) から、 ϵ が小さいほど δ は大きくなり、割引効用は小さくなる。したがって、 ϵ が小さい場合、提案応答フェーズにおける 1 回あたりの合意失敗による損失は小さいことが分かる。しかし、合意が失敗する度に損失は累積して大きくなるため、1 回あたりの合意失敗による損失が小さい提案応答フェーズであっても、割引効用による損失を減らすためには早期に妥協する必要がある。本論文で提案する交渉戦略では、後述の最終提案フェーズにおける推定期待効用値に基づき、提案応答フェーズの譲歩を決定する。

4.3 最終提案フェーズ

最終提案フェーズは交渉終了直前から交渉終了までの交渉を指す。交渉時間が制限されているため、最後の提案における合意失敗は交渉全体の失敗となる。交渉が失敗した場合、交渉者参加者は留保価格として設定された効用値を得る。最終提案フェーズにおいて、妥協する時刻を $(1.0 - \epsilon)$ 、妥協した場合に得られた効用値が C である場合、交渉失敗による損失 X は式 (6) で定義される。

$$X = df^{1.0-\epsilon} \cdot C - df \cdot RV \approx df \cdot (C - RV) \quad (6)$$

式 (6) から分かるように、 C が RV よりも十分に大きいような場合、最終提案フェーズにおける合意失敗の損失は提案応答フェーズにおける合意失敗による損失よりも大きくなるといえる。たとえば、 $RV = 0$ の交渉問題において、 $C = 0.5$ である状況（自分が妥協した場合に効用値 0.5 の合意案候補で合意できるような状況）を想定する。本例のような状況で、交渉が失敗して獲得効用が 0 となることは、妥協した場合に得られた効用値 0.5 の損失といえる。本例のような機会損失を防ぐために、交渉者は妥協した際に得ることができる推定期待効用値と留保価格を比較して、妥協するか否かを判定する必要がある。特に重要となるのは、互いに交渉失敗の損失が大きいような場合である。もし、交

表 1 最終提案フェーズのゲームにおける推定利得行列

Table 1 Estimated pay-off matrix in FOP.

	B	強硬戦略	妥協戦略
A			
強硬戦略		(A_{11}, B_{11})	(A_{12}, B_{12})
妥協戦略		(A_{21}, B_{21})	(A_{22}, B_{22})

渉相手が交渉失敗を避けるために妥協するのであれば、最後まで妥協しないことによって、一方的に相手の譲歩を引き出し、自身の獲得効用値を増大させることができる。しかし、交渉相手も同様に考えた場合は、互いに最後まで妥協せずに交渉が失敗する。その場合は結果として、互いに交渉失敗の損失をそれぞれ被ることになる。

4.4 推定獲得効用値の設定と推定期待効用値

本論文では、最終提案フェーズにおける交渉を前述のタカハトゲームと同一であると見なすことによって、最終提案フェーズにおける交渉を戦略形ゲームとして解析する。したがって、提案する交渉戦略では、最終提案フェーズにおける交渉戦略を次に示すような強硬戦略（タカ戦略）と妥協戦略（ハト戦略）に分類する。

強硬戦略：合意条件を緩和しない。

妥協戦略：合意条件を緩和し、妥協案で合意する。

分類した交渉戦略の推定獲得効用値から表 1 のような推定利得行列を作成する。表 1 の推定利得行列において、たとえば、エージェント A とエージェント B がともに強硬戦略を選択した場合におけるエージェント A の推定獲得効用値が A_{11} 、エージェント B の推定獲得効用値が B_{11} ということを示している。ここではエージェント A が提案するエージェントで、エージェント B が交渉相手であるとする。本論文で提案する交渉戦略では表 1 の推定利得行列に基づき、進化的に安定な戦略を導出する。そして、互いに進化的に安定な戦略を選択した場合（進化的に安定な戦略の均衡点）の推定期待効用値から、最終提案フェーズにおける適切な譲歩を推定する。本論文ではエージェント A の推定獲得効用値を設定することによって、最終提案フェーズにおける進化的に安定な戦略を導出する。エージェント A の割引係数を df_A 、留保価格を RV_A 、および妥協案の効用値を C_A とする。そして、最終提案フェーズの時刻を $1.0 - \epsilon$ とし、 $p_c(A)$ を互いに妥協戦略を選択した場合にエージェント A が先に妥協する確率とする。エージェント A の推定獲得効用値 A_{11} から A_{22} を式 (7a) から (7d) のように定義する。提案するエージェントは ϵ を近似的に 0 とする。

$$A_{11} = RV_A \cdot df_A^{1.0-\epsilon} \quad (7a)$$

$$A_{12} = df_A^{1.0-\epsilon} \quad (7b)$$

$$A_{21} = \begin{cases} C_A \cdot df_A^{1.0-\epsilon} & (C_A \geq RV_A) \\ RV_A \cdot df_A^{1.0-\epsilon} & (C_A < RV_A) \end{cases} \quad (7c)$$

$$A_{22} = p_c(A) \cdot A_{21} + (1.0 - p_c(A)) \cdot A_{12} \quad (7d)$$

式 (7a) ではエージェント A とエージェント B がともに強硬戦略を選択した場合の効用値を設定している。エージェント A とエージェント B がともに強硬戦略を選択した場合、互いに交渉終了時まで妥協しないため、交渉は失敗する。そして、互いに留保価格に割引効用を適用した値を得る。そして、式 (7b) と式 (7c) ではエージェント A とエージェント B の一方が強硬戦略を選択し、一方が妥協戦略を選択した場合の効用値を設定している。妥協戦略において必要な妥協案は、最終提案フェーズに至るまでの提案応答によってエージェントが推定する。本論文では、妥協案の効用値を相手の提案履歴における合意候補の中で自身にとって最も大きな効用値と推定する。エージェント A が強硬戦略を選択し、エージェント B が妥協戦略を選択した場合、エージェント A は最大正規化効用値 1.0 に割引効用を適用した値を得ることができる。逆に、エージェント A が妥協戦略を選択し、エージェント B が強硬戦略を選択した場合、エージェント A は妥協案の効用値 C_A に割引効用を適用した値を得ることができる。また、 $C_A < RV_A$ の場合は、妥協案で合意するよりも留保価格を得たほうが獲得効用値が増加するため、推定獲得効用値は留保価格に割引効用を適用した値となる。式 (7d) ではエージェント A とエージェント B がともに妥協戦略を選択した場合の効用値を設定している。妥協戦略は交渉終了直前に合意条件を緩和するまでは、強硬戦略と同様に合意条件の緩和を行わない。よって、エージェント A とエージェント B がともに妥協戦略を選択した場合は、先に妥協した方が相手に一方的に譲歩し、後に妥協する方は一方的に相手の譲歩を引き出せる。したがって、エージェント A とエージェント B がともに妥協戦略を選択した場合はどちらのエージェントが先に妥協するかが重要となる。互いに相手よりも後に譲歩しようとする場合、妥協戦略における譲歩が間に合わなくなり、結果的に強硬戦略となってしまう。よって、互いに妥協戦略を選択した場合、互いに相手の譲歩を先に引き出すことは困難であるため、本論文では、先にエージェント A が譲歩する確率 $p_c(A) = 0.5$ として A_{22} を設定する。

エージェント A が強硬戦略を選択する確率を p 、妥協戦略を選択する確率を $1 - p$ としてエージェント A の混合戦略の確率分布を $\mathbf{p}_A = (p, 1 - p)$ とする。また、エージェント B が強硬戦略を選択する確率を q 、妥協戦略を選択する確率を $1 - q$ としてエージェント B の混合戦略の確率分布を $\mathbf{p}_B = (q, 1 - q)$ とする。式 (8) はエージェント A の推定期待効用関数 $F_A(\mathbf{p}_A, \mathbf{p}_B)$ である。

$$F_A(\mathbf{p}_A, \mathbf{p}_B) = p \cdot q \cdot A_{11} + p \cdot (1 - q) \cdot A_{12} + (1 - p) \cdot q \cdot A_{21} + (1 - p) \cdot (1 - q) \cdot A_{22}$$

$$= p \cdot \{q \cdot (A_{11} - A_{21}) + (1 - q) \cdot (A_{12} - A_{22})\} + q \cdot A_{21} + (1 - q) \cdot A_{22} \quad (8)$$

式 (8) において、 p の係数である $q \cdot (A_{11} - A_{21}) + (1 - q) \cdot (A_{12} - A_{22})$ が 0 となるような \mathbf{p}_B が、文献 [10] で示される定義よりエージェント B の進化的に安定な戦略 \mathbf{p}_B^* となる。エージェント B が混合戦略 \mathbf{p}_B^* をとった場合、推定期待効用 $F_A(\mathbf{p}_A, \mathbf{p}_B^*)$ はエージェント A の混合戦略 \mathbf{p}_A の影響を受けない。したがって、エージェント A は自身の進化的に安定な戦略 \mathbf{p}_A^* が未知であっても、 $F_A(\mathbf{p}_A^*, \mathbf{p}_B^*)$ は導出可能である。したがって、最終提案フェーズにおける推定期待効用 $E_A(\mathbf{p}_B^*)$ は式 (9) によって導出できる。

$$E_A(\mathbf{p}_B^*) = q^* \cdot A_{21} + (1.0 - q^*) \cdot A_{22} \quad (9)$$

4.5 譲歩関数の設計

本論文における譲歩関数とは、交渉者の合意判定値を定義する関数である。合意案候補の効用値が譲歩関数の値よりも大きい場合、交渉者は合意案候補を *Offer* または *Accept* する。本論文で提案するエージェントは提案応答フェーズで得られる効用値の下限を推定期待効用 $E_A(\mathbf{p}_B^*)$ とする。したがって、提案応答フェーズの譲歩関数は割引効用を適用しても $E_A(\mathbf{p}_B^*)$ より大きくなければならない。したがって、エージェント A の譲歩関数の下限 $L_A(t)$ は式 (10) となる。

$$L_A(t) = E_A(\mathbf{p}_B^*) / df_A^t \quad (10)$$

譲歩関数の下限は $L_A(t)$ とするが、必要以上の譲歩を避けるために、譲歩関数は最大正規化効用値 1.0 から徐々に合意条件を緩和する譲歩関数を実現する必要がある。したがって、本論文では $[0,1]$ の値を持つエージェント A の譲歩関数 $T_A(t)$ を式 (11) のように設計する。

$$T_A(t) = \begin{cases} L_A(t) + (1.0 - L_A(t)) \cdot (1.0 - t) & (df_A = 1.0) \\ 1.0 - t / \alpha & (df_A < 1.0 \wedge 1.0 - t / \alpha > L_A(t)) \\ L_A(t) & (df_A < 1.0 \wedge 1.0 - t / \alpha \leq L_A(t)) \end{cases} \quad (11)$$

$T_A(t)$ は割引効用が存在しない場合 ($df_A = 1.0$) は、時間経過によって最大効用値 1.0 から $L_A(t)$ に合意案候補の効用値の合意条件を緩和する。ただし、割引効用が存在する場合 ($df_A < 1.0$) は早期合意が重要となるため、時刻 $t = \alpha$ に $T_A(t)$ が最小効用値 0 に到達するように合意条件を緩和する。割引効用が大きいほど早期合意が重要となるため、本論文では経験的に $\alpha = df_A$ とする。ただし、 $T_A(t)$ が $L_A(t)$ を下回る場合は $T_A(t) = L_A(t)$ とする。

図 3 は各パラメータが次の case 1 から case 4 の場合における $T_A(t)$ のグラフである。

case 1 : $df_A = 1.0, RV_A = 0.00, C_A = 0.5$

case 2 : $df_A = 0.5, RV_A = 0.00, C_A = 0.5$

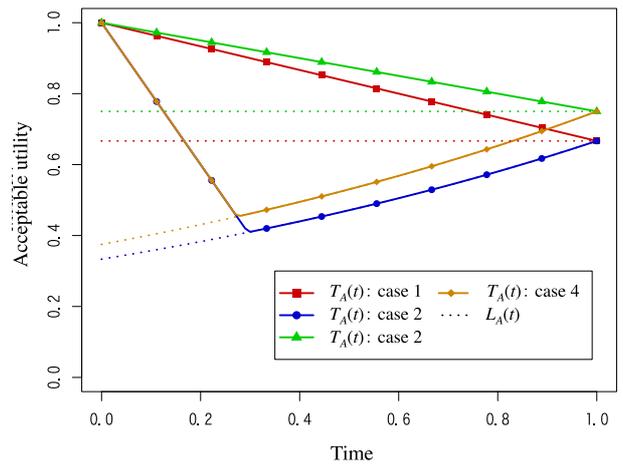


図 3 譲歩関数 $T(t)$ のグラフ
Fig. 3 Concession function $T(t)$.

case 3 : $df_A = 1.0, RV_A = 0.75, C_A = 0.5$

case 4 : $df_A = 0.5, RV_A = 0.75, C_A = 0.5$

case 4 のように割引効用と留保価格が大きな交渉問題の場合、 $T_A(t)$ が割引効用を適用した留保価格 $RV_D(t)$ よりも小さくなることもある。 $T_A(t)$ が $RV_D(t)$ よりも小さくなった場合、提案するエージェントは *EndNegotiation* を選択し、交渉を終了させる。

提案応答フェーズにおいては $T_A(t)$ に従って譲歩を行う。ただし、最終提案フェーズにおける自身の進化的に安定な戦略 \mathbf{p}_A^* は非公開情報であるエージェント B の選好情報によって決定するため、導出することは困難である。したがって、本論文で提案するエージェントは、最終提案フェーズにおける交渉戦略は合意形成を優先し、自身が一方的に譲歩してでも合意する妥協戦略を選択する。

5. 評価実験と考察

5.1 ANAC2014 の交渉問題におけるシミュレーション

提案するエージェントの性能を ANAC2014 決勝大会に出場した 10 エージェントとの交渉シミュレーションによって評価する。本シミュレーションでは ANAC2014 決勝大会で使用された全 12 個の交渉ドメインを用いて、提案するエージェントを含む全 11 エージェントで総当りの交渉シミュレーションを行う。また、ANAC2014 と条件を揃えるため、すべての交渉問題の制限時間はすべて 180 秒とする。総当りを行う際には、同一のエージェントの組合せで 10 回の試行を行う。そして、交渉結果として得ることができる平均獲得効用値と平均社会的余剰値を評価する。

表 2 は ANAC2014 の交渉環境における交渉シミュレーションの結果を示している。表 2 において、提案するエージェントは ANAC2014 決勝大会出場エージェントと比べて平均獲得効用値と平均社会的余剰値におけるスコア順位が最も高い。したがって、本論文で提案するエージェントは ANAC2014 の交渉問題において、既存のエージェント

表 2 ANAC2014 の交渉問題における交渉結果

Table 2 Results of ANAC2014.

Agent Name	獲得効用値		社会的余剰値	
	Mean	SD	Mean	SD
Our Agent	0.833	0.162	1.610	0.226
AgentM	0.766	0.143	1.601	0.255
Gangster	0.750	0.198	1.494	0.318
DoNA	0.743	0.152	1.460	0.284
GROUP2Agent	0.733	0.227	1.393	0.424
WhaleAgent	0.725	0.212	1.462	0.374
E2Agent	0.722	0.216	1.437	0.375
kGA_gent	0.700	0.303	1.330	0.553
AgentYK	0.691	0.203	1.392	0.394
BraveCat	0.681	0.173	1.409	0.354
ANAC2014Agent	0.622	0.203	1.392	0.397

表 3 多様な交渉条件を持つ交渉問題における交渉結果

Table 3 Results of various negotiation problems.

Agent Name	獲得効用値		社会的余剰値	
	Mean	SD	Mean	SD
Our Agent	0.742	0.155	1.498	0.177
DoNA	0.740	0.229	1.307	0.346
Gangster	0.671	0.201	1.347	0.253
GROUP2Agent	0.666	0.209	1.350	0.366
BraveCat	0.646	0.220	1.265	0.387
AgentYK	0.637	0.235	1.210	0.382
AgentM	0.633	0.207	1.322	0.372
E2Agent	0.630	0.252	1.188	0.410
WhaleAgent	0.622	0.256	1.221	0.408
kGA_gent	0.580	0.286	1.088	0.482
ANAC2014Agent	0.535	0.151	1.415	0.210

と比較して適切な譲歩を実現していることが分かる。

5.2 多様な交渉条件下における評価実験

ANAC2014 では割引係数 df が 1.0 または 0.5, 留保価格 RV が 0.0 または 0.75 の交渉ドメインのみで評価を行っている。本論文ではエージェントの交渉環境に対する適応能力を評価するために、より多様な交渉条件下における交渉シミュレーションを行う。本シミュレーションでは、ANAC2014 で使用された論点数 10 の交渉ドメインである 10issues を選び、割引係数 df を 0.25, 0.5, 0.75, および 1.0, そして留保価格 RV を 0.0, 0.25, 0.5, および 0.75 のように変化させ、全 16 パターンの交渉問題 (交渉者参加者の割引係数と留保価格は同値) を作成した。

表 3 は作成したドメインにおける平均獲得効用値と平均社会的余剰値を示している。表 3 から、提案するエージェントは多様な交渉条件下においても ANAC2014 決勝大会出場エージェントよりも平均獲得効用値と平均社会的余剰値のスコア順位が高いことが分かる。また、表 2 と表 3 を比較した場合、エージェントのスコア順位が変動している

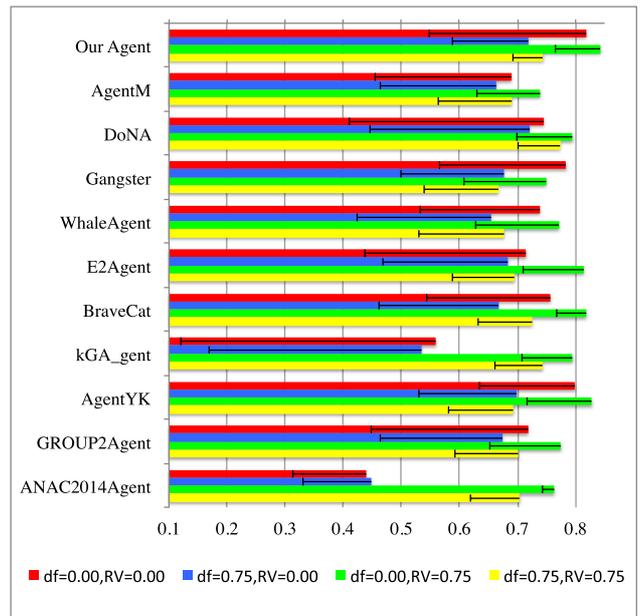


図 4 交渉条件別の各エージェントの平均獲得効用値

Fig. 4 Individual utility of each agent.

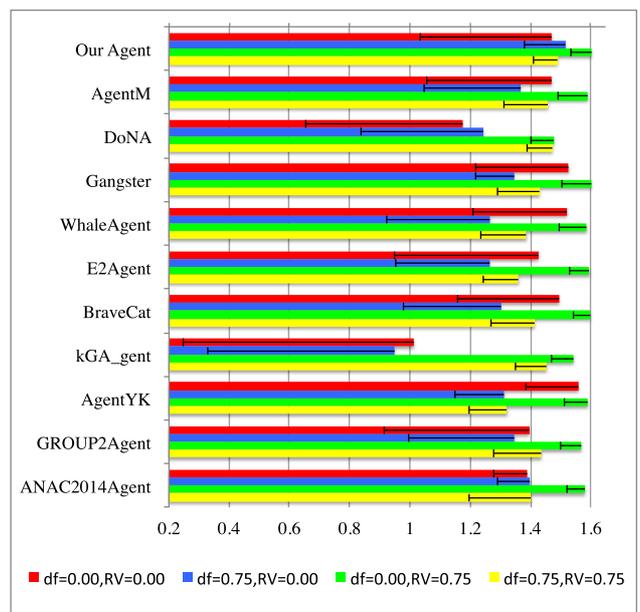


図 5 交渉条件別の各エージェントの平均社会的余剰値

Fig. 5 Social welfare of each agent.

ことが分かる。エージェントのスコア順位の変動は交渉条件の変化によるものである。したがって、交渉環境によってスコア順位が変化するエージェントは、交渉環境の変化に適応できず、交渉戦略の有効性が交渉条件に依存しているといえる。提案するエージェントは交渉条件が変化しても、スコア順位が変わらずに最も高いことから、提案するエージェントの交渉戦略は交渉環境の変化に適応していることが分かる。

割引係数と留保価格の変化による影響について解析する。図 4 は交渉条件別の各エージェントの平均獲得効用値、図 5 は交渉条件別の各エージェントの平均社会的余剰

値を示している。なお、両グラフ中のキャップ付きの黒線は標準偏差を示している。図4と図5より、提案するエージェントは他のエージェントと比較した場合、各交渉条件で平均獲得効用値および平均社会的余剰値で安定して高いスコアを得られていることが分かる。したがって、提案するエージェントは各交渉条件で有効であることが分かる。

交渉条件別に交渉結果を考察する。 $df = 0.00$, $RV = 0.00$ の場合、他のエージェントと比べても平均獲得効用値が最も大きいことが分かる。また、自身の平均獲得効用値が大きな合意案候補を優先しているにもかかわらず、平均社会的余剰値が大きいことが分かる。このことから、提案するエージェントは自身の獲得効用値を優先しながらも、社会的余剰値が大きな合意案候補で合意していることが分かる。 $df = 0.00$, $RV = 0.75$ の場合、提案するエージェントは平均獲得効用値と平均社会的余剰値が最も大きくなる。提案するエージェントは留保価格によって交渉失敗時の獲得効用値が保証されている場合、留保価格が存在しない場合よりも強硬な姿勢をとる。 $df = 0.00$, $RV = 0.00$ と比較して平均獲得効用値が増加しているのは、提案エージェントがより強硬な姿勢をとることによって相手から搾取することに成功しているためである。 $df = 0.75$, $RV = 0.00$ および $df = 0.75$, $RV = 0.75$ の場合には、提案するエージェントの平均獲得効用値がDoNAに次ぐ2番目に大きいことが分かる。ただし、平均社会的余剰値において、提案するエージェントが最も大きなスコアを得ていることが分かる。したがって、提案するエージェントは割引効用が大きいような場合は社会的余剰値の大きい合意案候補での早期合意を実現していることが分かる。その結果として、割引効用による損失を減らし、結果的に社会的余剰値のみでなく、自身の獲得効用値も増加させている。

6. おわりに

本論文では、交渉問題をゲーム理論的にモデル化し、その進化的に安定な戦略の均衡点における推定期待効用値に基づいて適切な譲歩を推定する自動交渉エージェントを提案した。評価実験として、提案するエージェントとANAC2014決勝大会出場エージェントによる交渉シミュレーションを行い、提案するエージェントが平均獲得効用値と平均社会的余剰値の両方でスコア順位が最も高くなることを示した。また、交渉環境を変化させた場合においても、獲得効用スコアと社会的余剰スコアの両方でスコア順位が最も高くなることを示した。今後の課題として、より多くの交渉問題で提案するエージェントの性能を評価することや、提案するエージェントの交渉戦略を多者間交渉問題へ拡張することなどがあげられる。

参考文献

- [1] Luo, X., Jennings, N.R., Shadbolt, N., Leung, H. and Lee, J.H.: A fuzzy constraint based model for bilateral, multi-issue negotiations in semi-competitive environments, *Artificial Intelligence*, Vol.148, No.1, pp.53–102 (2003).
- [2] Luo, X., Leung, H. and Lee, J.H.: Theory and properties of a selfish protocol for multi-agent meeting scheduling using fuzzy constraints, *ECAI*, pp.373–377 (2000).
- [3] Baarslag, T., Hindriks, K., Jonker, C.M., Kraus, S. and Lin, R.: The first automated negotiating agents competition (ANAC 2010), *New Trends in Agent-based Complex Automated Negotiations, Series of Studies in Computational Intelligence*, Ito, T., Zhang, M., Robu, V., Fatima, S. and Matsuo, T. (Eds.), pp.113–135, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg (2012).
- [4] Faratin, P., Sierra, C. and Jennings, N.R.: Negotiation decision functions for autonomous agents, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol.24, No.3, pp.159–182 (1998).
- [5] 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*, pp.137–144, Springer (2012).
- [6] Baarslag, T.: What to Bid and When to Stop, Ph.D. thesis, TU Delft, Delft University of Technology (2014).
- [7] Chen, S. and Weiss, G.: An efficient and adaptive approach to negotiation in complex environments, *ECAI*, pp.228–233 (2012).
- [8] Brzostowski, J. and Kowalczyk, R.: Adaptive negotiation with on-line prediction of opponent behaviour in agent-based negotiations, *Proc. IEEE/WIC/ACM international conference on Intelligent Agent Technology*, pp.263–269, IEEE Computer Society (2006).
- [9] Williams, C.R., Robu, V., Gerding, E.H. and Jennings, N.R.: Using gaussian processes to optimise concession in complex negotiations against unknown opponents, *Proc. 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vol.1, pp.432–438, AAAI Press (2011).
- [10] Smith, J.M.: *Evolution and the Theory of Games*, Cambridge University Press (1982).
- [11] Ito, T., Hattori, H. and Klein, M.: Multi-issue negotiation protocol for agents: Exploring nonlinear utility spaces, *IJCAI*, Vol.7, pp.1347–1352 (2007).
- [12] Rubinstein, A.: Perfect equilibrium in a bargaining model, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp.97–109 (1982).
- [13] Osborne, M.J. and Rubinstein, A.: *Bargaining and Markets (Economic Theory, Econometrics, and Mathematical Economics)*, Academic Press (April 1990).
- [14] Fatima, S., Wooldridge, M. and Jennings, N.R.: An analysis of feasible solutions for multi-issue negotiation involving nonlinear utility functions, *Proc. 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Vol.2, pp.1041–1048, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems (2009).



森 顕之 (正会員)

平成 27 年名古屋工業大学大学院情報工学専攻入学。同大学院在学中。人工知能学会学生会員。



伊藤 孝行

平成 12 年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。平成 11 年日本学術振興会特別研究員。平成 12 年南カリフォルニア大学 Information Sciences Institute (USC/ISI) 客員研究員。平成 13 年北陸先端科学技術大学院大学知識科学教育研究センター助教授。平成 15 年名古屋工業大学大学院情報工学専攻助教授。平成 17 年米国ハーバード大学および、米国マサチューセッツ工科大学客員研究員。平成 18 年より名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻准教授。平成 20 年米国マサチューセッツ工科大学客員研究員。平成 21 年科学技術振興機構(JST) さきがけ大挑戦型研究員。平成 22 年東京大学客員研究員、名古屋工業大学グリーン・コンピューティング研究所所長。平成 26 年より名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻/情報工学教育類教授、現在に至る。平成 23 年内閣府最先端・次世代研究開発プロジェクト代表研究者。平成 26 年日本ソフトウェア科学会基礎研究賞。平成 26 年日本学術振興会賞受賞。平成 25 年文部科学大臣表彰科学技術賞受賞。平成 19 年文部科学大臣表彰若手科学者賞受賞。情報処理学会長尾真記念特別賞受賞。平成 18 年 AAMAS2006 最優秀論文賞受賞。平成 17 年日本ソフトウェア科学会論文賞受賞。平成 16 年度 IPA 未踏ソフトウェア創造事業スーパーリエータ認定。マルチエージェントシステム、計算論的メカニズムデザイン、オークション理論、電子商取引支援に興味を持つ。マルチエージェントシステム国際財団(IFAAAMAS) 理事、ACM 上級会員、IEEE 上級会員、情報処理学会代表会員、AAAI、電子情報通信学会、日本ソフトウェア科学会、人工知能学会、計測制御自動学会、日本経済学会、日本建築学会、日本栄養改善学会各会員。