

国際交渉エージェント競技会 ANAC2010 における 歩み寄り戦略を基調とする交渉エージェントの開発

川口 将吾^{†1} 藤田 桂英^{†1,†4} 伊藤 孝行^{†1,†2,†3}

2010年のInternational Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS2010)にて、国際交渉エージェント競技会 Automated Negotiating Agents Competition (ANAC2010)が開催された。本稿では、ANAC2010の概要、およびシミュレータについて述べる。そして、相手のエージェントの効用関数を推定しながら交渉を進めるエージェントの構築手法を示す。本エージェントは、2010年のANACにおいて優勝するという成績をおさめた。

An Implementation of Negotiating Agents based on Compromising Strategy for the International Automated Negotiating Agents Competition.

SHOGO KAWAGUCHI,^{†1} KATSUhide FUJITA^{†1,†4}
and TAKAYUKI ITO^{†1,†2,†3}

Automated Negotiating Agents Competition (ANAC2010) was held with International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS2010) in 2010. In this text, the outline and the simulator of ANAC2010 are described. And, the implementation of the agent who advances the negotiation while presuming other party's agent's behavior in the future is shown. This agent governed the result of winning the championship in ANAC in 2010.

1. はじめに

マルチエージェントシステムの分野で自動交渉エージェントが注目されている。特に、自動交渉エージェントの電子商取引に導入による活性化が期待されている。2010年5月11日 International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS2010)にて、国際交渉エージェント競技会 Automated Negotiating Agents Competition (ANAC2010)が開催された。ANACは効用情報非公開下での二者間多論点交渉問題 (bilateral multi-issue closed negotiation) を対象とした優秀な自動交渉エージェントを決める競技会である。ANACで行われる互いに効用情報を明らかにしない交渉は、現実の世界の交渉問題での重要なモデルである。また、交渉のシナリオも売買の値段交渉等、現実世界の交渉に近い問題設定がなされている。

今年度は、初めての大会ということもあり、過去の大会データが使えない手探りの状況であった。したがって、相手の効用情報を的確に予測し、適切な交渉戦略を立てることが重要になる。特に、パレートフロントと呼ばれる合意案集合をよりの確に探索することが重要である。そこで、本論文では、歩み寄りを基調とする交渉エージェントを提案する。歩み寄りに基づく交渉エージェントは相手の提案情報から、相手の今後提案される推定最大効用値を予測し、戦略を決定する。

本論文では自動交渉エージェントの関連研究を述べた後、ANACでの交渉設定を述べ、次に提案した交渉戦略について説明し、最後にANACにおける結果報告とまとめとする。

2. 関連研究

GENIUSのように、人間の代理でエージェントが電子商取引またはオークションを行う場を提供するシステムとしては、これまでに Kasbah, AuctionBot, 及び FishMarket な

^{†1} 名古屋工業大学 情報工学科 / 産業戦略工学専攻 / 情報工学専攻
Department of Computer Science / Master of Technology-Business Administration / Department of Computer Science and Engineering Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

^{†2} 東京大学政策ビジョン研究センター
Todai Policy Alternatives Research Institute

^{†3} 科学技術振興機構 さきがけ
Japan Science and Technology Agency PREST

^{†4} マサチューセッツ工科大学スローン経営大学院
Sloan School of Management Massachusetts Institute of Technology

どが提案, 開発された.

Kasbah^{1),2)} は Web 上の仮想的なマーケットプレイスであり, その上でユーザはユーザの代理で財を売買する自律的なエージェントを生成できる.

AuctionBot^{3),4)} はオークションサーバーである. AuctionBot のユーザは, 製品を売るためにオークションを始めることができる. AuctionBot の特長は, ユーザが自分自身のソフトウェアエージェントを作成できるような API を提供している点である.

FishMarket⁵⁾ は, 仮想的なオークションの場を提供するシステムである. FishMarket では, ユーザはエージェントの入札戦略をエンコードすることができる.

次に戦略について, 時間制約がある場合の多属性交渉アルゴリズムとして Fatima ら⁷⁾⁻⁹⁾ も提案している. 基本的には, Fatima らの多属性効用は, 属性ごとに効用が分割できる多属性効用を用いており, 属性間の依存関係は仮定していない. 時間制約があり, 時間がたてば立つほど, 価値に対する割引 (Discount factor) が働く. 文献⁷⁾ では, 逐次的に属性ごとに交渉を続けることで, ナッシュ均衡が得られる戦略を導き出している. また文献⁸⁾ では, PDP(Package Deal Procedure) という全部の属性をひとまとめにして交渉をするという方式を提案している. しかし, PDP では, 均衡点を求めるのに計算量がかかりすぎるため, 線形近似の方法と, 並列実行をする方法を提案しており, 実験で比較している. 結果として, 計算量に関しても, 経済的な効率性に関しても, 並列実行を行う方法がベターであるという結果を示している.

3. ANAC におけるルール

ANAC における交渉の設定を示す. 交渉プロトコルとしては alternative offers という二者間交渉において頻繁に用いられるプロトコルが採用されている. 例えば, 交渉参加者 A と B が交渉を行う場合を考える. まず, 交渉参加者 A が相手に合意案候補 (bid) を提案する. その後, 相手側つまり交渉参加者 B が提示された合意案候補に対して, 以下の Accept, Offer, 及び EndNegotiation を選択する.

- Accept: 相手側から提示された合意案候補を受け入れることである. この場合, 両者で合意が成立し, 互いに合意案に対する効用値を自身の効用空間で評価した値を得て交渉を終了する.
- Offer: 相手から提示された合意案候補を拒否し, 新たにこちらから合意案候補を提示する. 合意は形成されず, 交渉は継続される.
- EndNegotiation: 交渉参加者が交渉全体を放棄する. どちらかにより EndNegotiation



図 1 効用の設定
Fig. 1 Setting of Utility

が選択された時点で合意は形成されずに交渉が終了する. また, 得られる効用値も最低値の 0 である.

交渉参加者が動作を選択後, もし Offer が選択された場合, 交渉参加者 A が交渉参加者 B から提案された合意案候補に対して動作を選択する. 以上の操作を制限時間まで継続する. 今年度の大会では制限時間が設定されており, 制限時間内に合意が形成されない場合は合意形成に失敗したものと扱われ, お互い得られる効用値は最低値の 0 である. 競技会では, 本交渉プロトコルを全エージェントの総当たりで行い, 最終的に得られた効用値の平均が最大であったエージェントが優勝となる. 今大会では, 他者の効用情報が非公開のため, ゲーム理論的アプローチを直接導入することは困難となる. 一方, シミュレーションを用いた学習や統計的解析などヒューリスティックを基にしたアプローチが有効である.

合意候補案は複数の論点で構成されており, 各論点は離散値, 連続値どちらもありうる. 効用値は各論点の重み付き和で表され (図 1), それら効用情報は各エージェント毎に異なった状態で交渉が行われる. また, 効用情報は相手のエージェントには公開されない.

ANAC では GENIUS というシステムを用いて交渉のシミュレーションを行う. GENIUS はオープンソースソフトウェアであり, 交渉エージェントの開発を目的としている. GENIUS の主な機能は以下 (1) ~ (3) の 3 つが挙げられる. (1) 交渉ドメインおよび効用データの作成. (2) 自動交渉エージェントにおける二者間交渉のシミュレーション. (3) 交渉の過程や結果の解析. 特に, 解析ツールにより様々な交渉設定における, パレートフロント, ナッシュ交渉解などの交渉において重要な解を計算し表示されるため, 容易に解析が可能である (図 2). また, 自動交渉エージェントの開発のための Java API が標準で用意されており, JAVA プログラミングの基礎的な知識さえあれば自動交渉エージェントを作成できる. ANAC では GENIUS 上で動作するエージェントを開発し, 様々な交渉シナリオで交渉エージェント同士のトーナメントを行う.

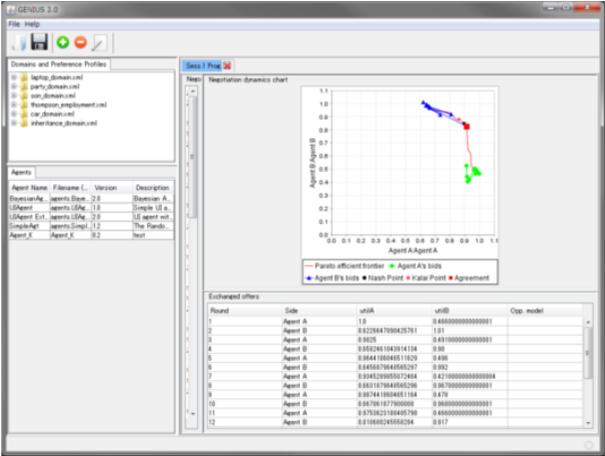


図 2 GENIUS のインターフェース
Fig.2 Interface of GENIUS

4. 歩み寄りに基づく交渉エージェントの構築

4.1 相手の分析と基本戦略

今回の交渉は互いに自身の効用空間を明らかにしないため、戦略構築の為に用いることの出来る情報は少ない。本論文では、相手の提案を自身の効用空間で評価した値の統計情報から、今後の相手から引き出すことが可能な最適な合意案を予想する手法を提案する。また、最適な合意案に歩み寄るようにエージェントの行動を決定する事とする。具体的には、以下の式 (1) と式 (2) に基づき自身の行動を決定する。

$$emax(t) = \mu(t) + (1 - \mu(t))d(t) \tag{1}$$

$$target(t) = 1 - (1 - emax(t))t^\alpha \tag{2}$$

$emax(t)$ は時刻 t での推定される相手から引き出せる最大の効用値を表しており、累積して収集した相手の手を、自身の効用空間で評価した値の平均 $\mu(t)$ と時刻 t までの行動の幅 $d(t)$ によって求められる。偏差によって相手の行動の幅を推定し、平均を加味する事によって相手からどれほど自分にとって有利な手を引き出せるのかを考慮している。

時刻 t までの行動の幅 $d(t)$ は累積して収集した相手の手を自身の効用空間で評価した値の分散を用いて求める。相手の Offer が自身の効用空間の範囲 $[\alpha, \alpha + d(t)]$ において、一様

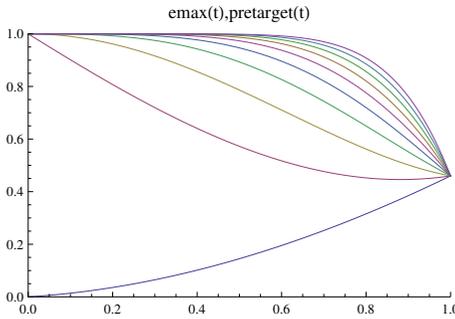


図 3 $emax(t)$ を $\mu(t) = t/10, d(t) = 2t^2/5$ で設定した場合の $target(t)$ の例
Fig.3 Example of $target(t)$ when $emax(t)$ is set by $\mu(t) = t/10, d(t) = 2t^2/5$

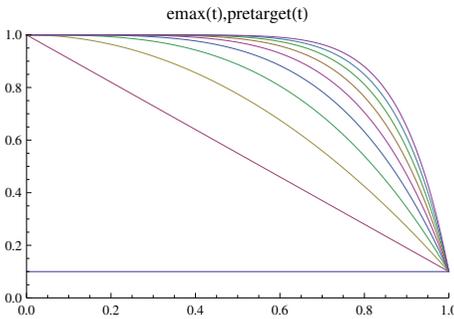


図 4 $emax(t)$ を $\mu(t) = 0, d(t) = 1/10$ で設定した場合の $target(t)$ の例
Fig.4 Example of $target(t)$ when $emax(t)$ is set by $\mu(t) = 0, d(t) = 1/10$

分布に基づいて発生したと仮定したとき、分散は以下のように求められる。

$$\sigma^2(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x_i^2 - \mu^2 = \frac{d^2(t)}{12} \tag{3}$$

よって、分散から行動の幅 $d(t)$ を求めると

$$d(t) = \sqrt{12}\sigma(t) \tag{4}$$

これによって分散から相手の行動幅 $d(t)$ を推定する。平均値を重みとするのは、行動の平均値が効用値のドメインの中央に位置している時、相手から引き出すことの出来る最大値は平均と行動幅の 1/2 の和と考えることが出来るが、相手の手の自身の効用空間における効用値の平均が低い場合は、効用値の高い方向にしか動くことが出来ず、逆に平均が高い場合は低い方向にしか行動を広げることが出来ないからである。

$target(t)$ は時刻 t においての自身の提案の効用値の指標であり、 α は歩み寄りの速度を調整する係数である。交渉の時間の使い方について、今回のルールにおいては交渉を早く終了させることに対するメリットは無い。よって、制限時間を限界まで消費し、互いに提案を繰り返し相手の動向を探り、両者ともに効用値の高い合意候補案を探索することが有効である。しかしトーナメント形式である以上、自身の効用値は可能な限り高くすることが求められる。従って、交渉開始直後は自分の効用値が高くなる手を提案し、時間の経過とともに推定された相手から引き出せる最大の値に漸近するような行動を提案する。

図 3 は $emax(t)$ を $\mu(t) = t/10, d(t) = 2t^2/5$ の α を 1 から 9 まで変化させた $target(t)$

の例である。

4.2 歩み寄りの制御

基本的な歩み寄り戦略のみであると、相手が強固な姿勢の場合などに対応することが出来ない。なぜならば、時間に応じて推定される最大に漸近するだけであると、強固な姿勢の相手には譲歩しすぎてしまう事になるからである。

図4は $emax(t)$ を $\mu(t) = 0, d(t) = 1/10$ で設定した場合の α を1から9まで変化させた $target(t)$ の例である。歩み寄りの制御を行わない場合、図4のように $target(t)$ に従って際限なく相手に譲歩してしまうことになる。

そこで互いの譲歩の度合いを計測し、あまりに相手の推定される行動の幅よりも自身の譲歩度合いが大きい場合は歩み寄りを遅くすることを考える。先の自身の行動目標を用いて、自身の時刻 t における最低譲歩度合いを $g(t)$ とすると互いの譲歩の度合いを以下の式 (5) で推定する。

$$ratio(t) = \begin{cases} \frac{d(t)+g(t)}{1-target(t)} & \text{if } \frac{d(t)+g(t)}{1-target(t)} < 2 \\ 2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$emax(t)$ を $\mu(t) = 0, d(t) = 1/10$ で設定した場合の $ratio(t)$ の動きが図5である。

自分が相手に比べて譲歩しすぎている場合、図5のように $ratio(t)$ は0に近づく。よって譲歩度合い $ratio(t)$ を先の目標の重みとすることで過剰な歩み寄りを制御する。

$ratio(t)$ を用いて、 $target(t)$ を新たに式 (6) のように定める。

$$target(t) = ratio(t) * (1 - (1 - emax(t))t^\alpha) + (1 - ratio(t)) \quad (6)$$

互いの譲歩の度合いを加味して自身の行動を制御することにより、相手が友好的な場合は素早く相手に譲歩し、逆に敵対的な場合は一定以上譲歩しないような行動をモデル化することが可能となる。

$ratio(t)$ を導入した $target(t)$ の様子が図6である。図6は図4と比べて過度な歩み寄りが制御されている事が分かる。

次に係数 α の選択を行う関数について示す。ここで行動設計として考えたのは、交渉序盤ではある程度の揺らぎを持ち、終盤時では安定するような行動である。よって歩みより係数にランダム性を導入する。しかし $target(t)$ は相手の Offer を Accpet するかどうかの判断にも用いる為、判断は揺らぎの無いようにする必要がある。そこで、相手の手を判断する場合と、自身の手を作成する場合で異なる係数を用いる事にする。それぞれを $\alpha(t)$ 及び

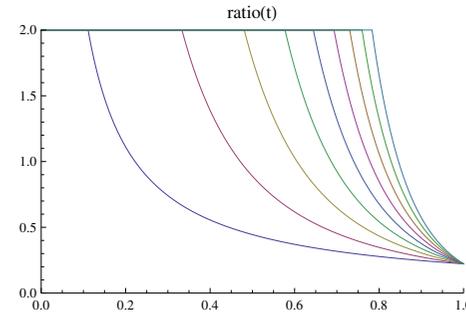


図5 $emax(t)$ を $\mu(t) = 0, d(t) = 1/10$ で設定したときの $ratio(t)$ の例
Fig.5 Example of $ratio(t)$ when $emax(t)$ is set by $\mu(t) = 0, d(t) = 1/10$

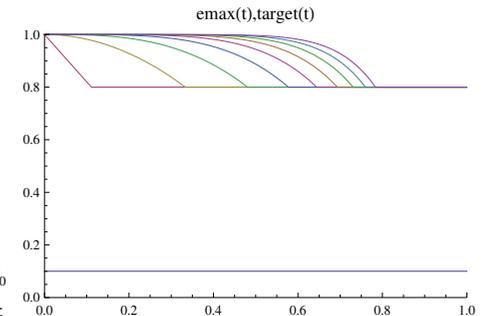


図6 $ratio(t)$ を導入した $target(t)$
Fig.6 $target(t)$ that introduces $ratio(t)$

$\beta(t)$ とし、行動の揺らぎ幅を τ として以下の式 (7) と (8) で決定する。

$$\alpha(t) = 1 + \tau + 10\mu(t) - 2\tau\mu(t) \quad (7)$$

$$\beta(t) = \alpha + random[0, 1] * \tau - \frac{\tau}{2} \quad (8)$$

式 (7) は相手の Offer を Accept するかの判断時に用いる係数であり、式 (8) は自身の Offer を作成する場合に用いる係数である。式 (8) の $random[0, 1]$ は0から1でランダムな値を生成するものとする。

4.3 自身の提案の決定と相手の手の評価

上記までで自分の効用空間においてどの程度の手を選択するべきかのモデルを構築した。それを元に提案するべき手の探索を行う。ここでの問題は論点が増大するにつれて探索は困難となることである。探索手法としては、ランダムに探索開始位置を変更しながら、 $target(t)$ の効用値を持つ代替案を、反復深化深さ優先探索を用いて探索している。

次に相手の手を受諾するかどうかの評価について示す。受諾するかどうかは確率的に決定し、これは上記で求めた目標 $target(t)$ とどれほど近いのか、また平均からどれほど離れているかを元に判断を行う。受諾の確率計算の式を式 (9) に示す。

$$P = \frac{t^5}{5} + (Offer - emax(t)) + (Offer - target(t)) \quad (9)$$

受諾確率 P は時間の経過と相手から提示された案を自身の効用空間で評価した値 $Offer$,

表 1 England - Zimbabwe ドメイン
Table 1 England - Zimbabwe Domain

Agent	England		Zimbabwe		Avg. per domain	
	Score	rank	Score	Rank	Score	Rank
IAMhaggler	0.599	4	0.604	3	0.601	3
IAMcrazyHaggler	0.637	2	0.341	4	0.489	4
Agent K	0.637	3	0.809	2	0.723	2
Nozomi	0.458	6	0.025	7	0.242	6
FSEGA	0.460	5	0.160	5	0.310	5
AgentSmith	0.000	7	0.056	6	0.028	7
AnAgent	1.000	1	1.000	1	1.000	1

歩みより係数に $\alpha(t)$ を用いた場合の $target(t)$, その時点の推定最大値 $emax(t)$ を用いて計算する.

図 7 は $emax(t)$ の設定を $\mu(t) = t/10, d(t) = 2t^2/5$ とした場合の受諾確率空間を示しており, 軸は時刻 t と, 相手からの提案の効用値 o となる.

実際には小さな確率であっても, 繰り返すことによって受諾する可能性が残るので, 受諾確率 P が 0.1 以下の場合には足切りして 0 となるようにしてある.

5. ANAC2010 における結果報告

ANAC では様々な交渉のシチュエーションを想定した効用空間を用いてトーナメントが行われた. 用いられたドメインはエージェントの対立度合い, 問題の複雑度に性格を持たせた以下の 3 つである.

- Zimbabwe - England ドメイン
論点数 5, 問題の複雑度: 中, 対立度合い: 中
- Itex - Cypress ドメイン
論点数 4, 問題の複雑度: 低, 対立度合い: 強
- Travel ドメイン
論点数 7, 問題の複雑度: 高, 対立度合い: 弱

表 1 は England - Zimbabwe ドメインを用いて交渉トーナメントを行った結果であり, England, Zimbabwe それぞれのプロファイルの時のスコアをグラフにした物が図 8 である. Agent K が本論文で提案した歩み寄り戦略を用いたエージェントである. England - Zimbabwe ドメインではランク 2 位を獲得している.

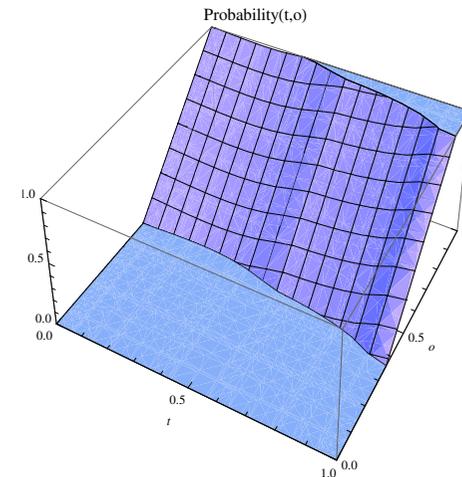


図 7 受諾確率空間

Fig. 7 Acceptance probability space

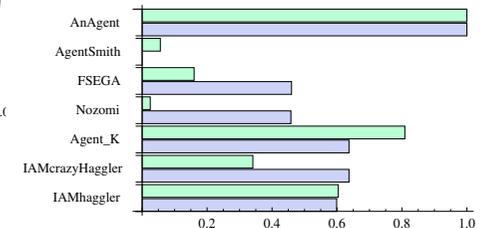


図 8 Zimbabwe - England ドメイン
Fig. 8 Zimbabwe - England Domain

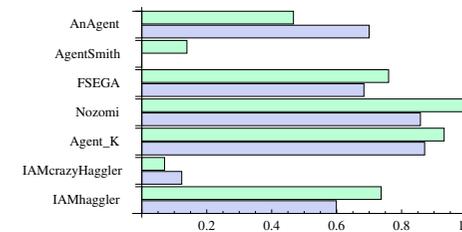


図 9 Itex vs Cypress ドメイン
Fig. 9 Itex vs Cypress Domain

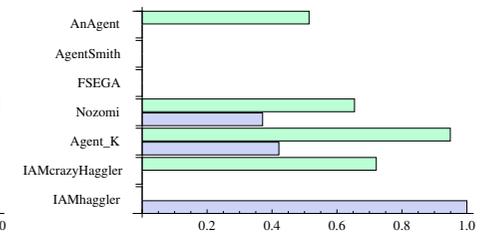


図 10 Travel ドメイン
Fig. 10 Travel Domain

表 2 は Itex - Cypress ドメインを用いて交渉トーナメントを行った結果であり, Itex, Cypress それぞれのプロファイルの時のスコアをグラフにした物が図 9 である. England - Zimbabwe ドメインで低スコアであった Nozomi, FSEGA エージェントがスコアを伸ばし, 逆に IAMcrazyHaggler はスコアを落とす等, 対立度合いが強くなったの影響を受けるエージェントが多い中, 提案手法は安定してスコアを獲得し, このドメインでもランク 2 位を獲得している.

表 3 は Travel ドメインを用いて交渉トーナメントを行った結果であり, a, b それぞれの

表 2 Itex - Cypress ドメイン
Table 2 Itex - Cypress Domain

Agent	Itex		Cypress		Avg. per domain	
	Score	rank	Score	Rank	Score	Rank
IAMhaggler	0.599	5	0.737	4	0.668	4
IAMcrazyHaggler	0.123	6	0.070	7	0.097	6
Agent K	0.871	1	0.931	2	0.901	2
Nozomi	0.858	2	1.000	1	0.929	1
FSEGA	0.684	4	0.760	3	0.722	3
AgentSmith	0.000	7	0.139	6	0.069	7
AnAgent	0.700	3	0.467	5	0.583	5

表 3 Travel ドメイン
Table 3 Travel Domain

Agent	A		B		Avg. per domain	
	Score	rank	Score	Rank	Score	Rank
IAMhaggler	1.000	1	0.000	5	0.500	3
IAMcrazyHaggler	0.000	4	0.721	2	0.361	4
Agent K	0.421	2	0.949	1	0.685	1
Nozomi	0.371	3	0.654	3	0.513	2
FSEGA	0.000	4	0.000	5	0.000	6
AgentSmith	0.000	4	0.000	5	0.000	6
AnAgent	0.000	4	0.514	4	0.257	5

プロファイルの時のスコアをグラフにした物が図 10 である。Travel ドメインは問題の複雑度が非常に高くなっており、その為か IAMhaggler, IAMcrazyHaggler, AnAgent などは A, B 片方のプロファイルでは効用値を得ることが出来たが、もう片方のプロファイルでは 0 といった偏った傾向が見られる。しかしこのような状況であっても提案手法は両プロファイル共に効用値を得ることが出来ており、Travel ドメインではランク 1 位を獲得している。

6. まとめ

表 4 は競技会全体の結果である。本論文で提案した歩み寄り戦略に基づいて開発したエージェントは、異なった性格のドメインにおいても安定してスコアを得る事が出来ており、最終的にランク 1 位を獲得することが出来た。今後の課題としては、ANAC2011 が次回の AAMAS2011 で開催される予定であるので、次の競技会に向けての戦略の更新と、歩み寄

表 4 競技会結果

Table 4 Result of Competition

Agent	Score			Average	Rank
	Eng.-Zimb.	Itex-Cypress	Travel		
Agent K	0.708	0.901	0.685	0.765	1
AnAgent	1.000	0.583	0.250	0.611	2
IAMhaggler	0.543	0.668	0.500	0.570	3
Nozomi	0.190	0.929	0.516	0.545	4
IAMcrazyHaggler	0.505	0.097	0.361	0.321	5
FSEGA	0.405	0.097	0.431	0.311	6
AgentSmith	0.053	0.069	0.000	0.041	7

り戦略を現実の交渉システムへ応用していく事である。

参考文献

- 1) Anthony Chaves and Pattie Maes. Kasbah: An agent marketplace for buying and selling goods. In Proceedings PAAM-96, pages 75-90, April 1996
- 2) Anthony Chavez and Pattie Maes. A real-life experiment in creating an agent marketplace. In Proceedings PAAM-97, 1997
- 3) Peter R. Wurman, William E. Walsh, and Michael P. Wellman. Flexible double auctions for electronic commerce: theory and implementation. In Decision Support Systems, volume 24, pages 17-27, 1998.
- 4) Peter R. Wurman, Michael P. Wellman, and William E. Walsh. The michigan internet auctionbot: A configurable auction server for human and software agents. In Proceedings Agents-98, 1998.
- 5) Juan A. Rodriguez, Pablo Noriega, Carles Sierra, and Julian Padget. Fm96.5: a javabased electronic auction house. In Proceedings PAAM-97, 1997.
- 6) Koen Hindriks, Catholijn M. Jonker, Sarit Kraus, Raz Lin, Dmytro Tykhonov, Proc. of AAMAS-2009, pp.1057-1064, 2009
- 7) S. Shaheen Fatima, Michael Wooldridge, and Nicholas R. Jennings. Multi-issue negotiation with deadlines. J. Artif. Intell. Res. (JAIR), 27:381-417, 2006.
- 8) S. Shaheen Fatima, Michael Wooldridge, and Nicholas R. Jennings. Approximate and online multi-issue negotiation. In AAMAS, page 156, 2007.
- 9) S. Shaheen Fatima, Michael Wooldridge, and Nicholas R. Jennings. An analysis of feasible solutions for multi-issue negotiation involving nonlinear utility functions. In AAMAS (2), pages 1041-1048, 2009.