

博士論文

エージェントの説明可能な  
交渉・協調モデルとその応用に関する研究

Study on Explainable Negotiation and  
Cooperative Models of Agents and  
Their Application.

2020 年

奥原 俊





# 論文内容の要旨

AI 技術が躍進する現代において、人間の能力では解決が困難であった事象が次々に実現可能となっている。しかし、人工知能の技術である Deep learning を含めた機械学習では高い精度での予測が可能であったとしても、複雑な計算モデルのため、AI の判断根拠が人間に対して説明できないブラックボックス問題になっている。この問題は、異種の自津した主体であるエージェント間の交渉において協調による合意形成を行う自動交渉の研究でも大きな課題となっている。具体的には、自動交渉を行った合意形成の結果はわかるが、どのような過程で合意できたのか人間にエージェントの判断根拠を説明できない課題がある。この課題は、自動交渉で得られた技術の応用先として期待されている電子市場やクラウドソーシング、自動運転に対する導入の大きな障壁となっており、実社会で実現するために解決が望まれている。

本研究の目的は、人間に説明可能な自動交渉の協調プロセスが表現できるモデルの確立である。そのため、本研究では、(1) 人間同士の交渉、(2) 従来の自動交渉を比較し、検証することで、人間に説明可能な自動交渉における協調の仕組みを設計する。本研究の目的を達成するために、はじめに(1) 人間同士の交渉における合意形成のための協調行動についての調査を行った。人間同士の交渉における合意形成のための協調行動についての調査は、エージェント同士の自動交渉の設定を踏まえ、制約、および論点を設け、チャットを用いて人間同士の交渉の実験を実施した。人間同士の交渉の実験では納得と比べて、協調プロセスである譲歩、妥協を行った人ほど合意結果に満足していないことが確認できた。

次に本研究は(2) 従来の自動交渉から協調行動による合意形成を行うアルゴリズムの動作を調査した。本研究では従来の自動交渉として国際的な自動交渉競技会である ANAC (Automated Negotiating Agents Competition) および、PRIANAC (The Pacific Rim International Automated Negotiation Agents Competition) の環境を用いる。本研究で実装した自動交渉のエージェントは協調行動を過去の交渉情報から参照することで実現し、K-近傍法による合意案候補の探索を行うことにより、Social Welfare を高めるような合意案の提案を行う。また、評価実験は国際的な自動交渉競技会の PRIANAC、および ANAC の決勝大会に出場したエージェントとの交渉シミュレーションを行なった。交渉シミュレーションでは、提案したエージェントが様々な交渉ドメインにおいて高い Social Welfare を

獲得することがわかった。

しかし、上記の（２）従来の自動交渉では、効用値の閾値を複雑な数式から調整することで合意を実現しており、（１）人間同士の交渉で見られた論点や制約から自身の合意案を変更する行動とは違い、人間に対して協調プロセスの説明が困難である。

そこで、本論文では閾値の調整から合意形成を行うのではなく、人間同士の交渉で見られた制約を取り除くことで、論点を緩和する仕組みから、人間に説明可能な自動交渉における協調プロセスを提案する。論点を緩和する仕組みとして、本研究では満たすべき制約の数を少なくすることで、自分を取り得る効用（価値）の総和を少なくする制約緩和を用いる。制約緩和が行われた場合には、「どの制約を信じて」、「どの制約を信じていないか」からどのように制約緩和したかの説明が可能になる。本研究で提案する自動交渉のモデルでは、エージェントが信じる（IN）制約集合と信じない（OUT）制約集合を持ち、制約を信じる IN からいくつかの制約を信じない OUT に変更することで、制約緩和する仕組みを導入した。ここで導入した仕組みは、どのように制約を IN から OUT に変更していくかについて様々な戦略が考えられる。本論文では、４つの方法を提案する。価値に基づく制約緩和、ランダム制約緩和、距離に基づく制約緩和、および、価値と距離に基づく制約緩和である。評価実験では、価値に基づく制約緩和、距離に基づく制約緩和、および価値と距離に基づく制約緩和による方法がランダム制約緩和よりも有意に高い社会余剰値を得られることを確認した。

以上から、本研究では制約緩和から合意形成する自動交渉のモデルを提案し、従来の課題であった人間に説明可能な協調プロセスを実現した。そして、本研究ではコンピュータ上で実装可能な、人間に説明可能な自動交渉のかたちとはどのようなものであるか、この問いに対して大きな可能性を示している。



# abstract

In the current age of breakthrough AI technology, things once thought too difficult for humans to solve are, one by one, becoming more feasible. However, even presuming AI technologies such as machine learning (including deep learning) are highly accurate in their predictions, complex statistical models can make AI bases for judgment inexplicable to humans, presenting something of a black box problem. This has become a significant issue in research on automated negotiation, where different automated agents try to reach an agreement cooperatively. Namely, although the result of the agreement reached through automated negotiation is known, humans are unable to explain the basis for the agents' decision and the process by which the decision was made. This issue remains a major barrier to the introduction of automated negotiation to areas where it is potentially applicable, such as the electronic market, crowdsourcing, or autonomous driving, and a solution is desired in order to facilitate such implementation in the real world. The purpose of this study is to establish a model that can represent the cooperative process of automated negotiation in a way that is understandable to humans. As such, we compare and verify (1) negotiations by humans with (2) negotiations with the current automated negotiation technology in order to design a cooperative system that can be understood by humans. To accomplish this, we first examined the cooperative behaviors involved in reaching an agreement in (1) human negotiations. This investigation of human negotiations was conducted with certain constraints based on the parameters of automated agent negotiations, and an experiment on the human negotiations was conducted over chat. The human negotiation experiment confirmed that those who made concessions or compromises as part of the cooperative process were less satisfied with the agreed upon results than those who were convinced.

The study next examined how the algorithm in (2) a typical automated negotiation operates in order to reach an agreement between automated agents. In this study, we used the ANAC (Automated Negotiating Agents Competition) and the PRIANAC (Pacific Rim International Automated Negotiation Agents Competition) as environments

representative of typical automated negotiation. The automated agents in the negotiation in this study were implemented such that their cooperative behaviors were based on references to past negotiation data, using a K-nearest neighbor algorithm to search for proposals for enhanced social welfare. In the evaluation experiment, negotiations were simulated with agents who made it to the finals of international automated negotiation competitions PRIANAC and ANAC. The negotiation simulation found that the proposing agents were able to find solutions that resulted in high social welfare in various domains of negotiation. However, in the (2) typical automated negotiations mentioned above, agreement was reached through adjusting the threshold of the utility values according to a complex mathematical formula, unlike in (1) human negotiations where agreement is reached through adjusting one's proposals according to constraints and the matter at hand, making the cooperative process of automated negotiation difficult to understand for humans.

Accordingly, in this paper we propose a cooperative automated negotiation process that can be understood by humans, in which issues are tempered by removing constraints found in human negotiations, rather than reaching an agreement through threshold adjustment. The proposed process uses constraint relaxation for the issue at hand to reduce the total number of possible utilities (values) by reducing the number of constraints to be satisfied. When constraints are relaxed, it becomes possible for humans to understand the process simply by which constraints were relaxed according to the parameters "Believe in the constraint" or "Do not believe in the constraint." In the automated negotiation model proposed in this study, constraint relaxation is introduced by having agents that have a set of constraints that they believe in (IN) and a set of constraints that they do not believe in (OUT). We introduced a process that relaxes constraints by changing the constraints that are believed in to constraints that are not believed in (from IN to OUT). This process considers various strategies in order to change constraints from IN to OUT. In this paper, we propose four methods of constraint relaxation: constraint relaxation based on value, random constraint relaxation, constraint relaxation based on distance, and constraint relaxation based on value and distance. The evaluation experiments confirmed that the constraint relaxation methods based on value, on distance, and on value and distance were able to obtain significantly higher social surplus values than random constraint relaxation. From the above, this study goes on to propose a model for automated negotiation that reaches an agreement through constraint relaxation, resulting in a cooperative process that is understandable to humans, resolving the once opaque black



box problem. The results of this study show great potential with regards to the question of whether automated negotiation implemented on a computer can be made to also be understood by humans.

# 目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究の背景 . . . . .	1
1.2	研究の目的 . . . . .	2
1.3	本論文の構成 . . . . .	3
第 2 章	関連研究	5
2.1	序言 . . . . .	5
2.2	自動交渉の関連研究 . . . . .	5
2.3	自動交渉における協調 . . . . .	6
2.4	説明可能な自動交渉における協調 . . . . .	7
2.5	結言 . . . . .	7
第 3 章	人の合意形成における協調の評価	9
3.1	序言 . . . . .	9
3.2	議論に関する評価指標 . . . . .	9
3.3	対話ログ取得システム . . . . .	12
3.4	実験 . . . . .	13
3.5	結果と考察 . . . . .	17
3.6	結言 . . . . .	21
第 4 章	自動交渉における協調の評価	23
4.1	序言 . . . . .	23
4.2	自動交渉エージェントの交渉戦略の関連研究 . . . . .	24
4.3	自動交渉エージェント競技会 (PRIANAC) . . . . .	26
4.4	K-近傍法に基づく合意案候補探索 . . . . .	29
4.5	評価実験と考察 . . . . .	35
4.6	結言 . . . . .	40
第 5 章	説明可能な協調モデルの実現	41

5.1	序言 . . . . .	41
5.2	自動交渉におけるハイパーグラフによる効用の表現 . . . . .	42
5.3	制約緩和に基づく説明可能な妥協プロセス . . . . .	46
5.4	実験 . . . . .	54
5.5	関連研究と提案モデルの比較 . . . . .	72
5.6	結言 . . . . .	74
第 6 章	結論	77
6.1	本研究のまとめ . . . . .	77
6.2	本研究の貢献 . . . . .	78
6.3	今後の課題 . . . . .	78
参考文献		81
謝辞		89
本論文に関する研究業績		91
その他の研究業績		97

# 図目次

1.1	本論文の各章の関連図 . . . . .	4
3.1	試作した対話ログ取得システムの動作図 . . . . .	12
3.2	求人票 . . . . .	14
3.3	求職者の論点と制約 . . . . .	15
3.4	求人票斡旋問題による評価実験の流れ図 . . . . .	16
3.5	説得, 納得の対話ログの例 . . . . .	18
3.6	譲歩, 妥協の対話ログの例 . . . . .	19
3.7	求職者 $\alpha$ の満足度と課題達成のために必要な諸機能 . . . . .	20
3.8	求職者 $\beta$ の満足度と課題達成のために必要な諸機能 . . . . .	20
4.1	Alternating Offers の概要図 . . . . .	28
4.2	交渉時間に基づく合意案候補の効用値の推移 . . . . .	31
4.3	K-近傍法による合意案候補の分類の概要図 . . . . .	32
5.1	Shared Issue and utility graph. . . . .	44
5.2	制約緩和に基づく合意の例 1 : 初期化 . . . . .	46
5.3	制約緩和に基づく合意の例 2 : 緩和による合意 . . . . .	47
5.4	譲歩の例 . . . . .	49
5.5	初期合意案を満たす妥協 . . . . .	51
5.6	初期に選択していない代替案による妥協 . . . . .	52
5.7	Experimental results for $x = 1$ and $y = 5$ . . . . .	56
5.8	Experimental results for $x = 1$ and $y = 10$ . . . . .	57
5.9	Experimental results for $x = 1$ and $y = 15$ . . . . .	58
5.10	Experimental results for $x = 1$ and $y = 20$ . . . . .	59
5.11	Experimental results for $x = 1$ and $y = 25$ . . . . .	60
5.12	Experimental results for $x = 2$ and $y = 5$ . . . . .	61
5.13	Experimental results for $x = 2$ and $y = 10$ . . . . .	62
5.14	Experimental results for $x = 2$ and $y = 15$ . . . . .	63

5.15	Experimental results for $x = 2$ and $y = 20$ . . . . .	64
5.16	Experimental results for $x = 2$ and $y = 25$ . . . . .	65
5.17	Experimental result for concession degree $d = 1$ . . . . .	68
5.18	Experimental result for concession degree $d = 2$ . . . . .	69
5.19	Experimental result for concession degree $d = 3$ . . . . .	70
5.20	Experimental result for concession degree $d = 4$ . . . . .	71

# 表目次

3.1	協調プロセスの出現したペアの数 . . . . .	17
4.1	ANAC で用いられた制約集合 . . . . .	37
4.2	過去の上位の自動交渉エージェント . . . . .	37
4.3	既存上位エージェントを加えた場合の獲得効用値の平均と社会的余剰の平均（括弧内は標準偏差） . . . . .	38
4.4	既存上位の自動交渉エージェントを加えた場合のナッシュ交渉解との距離の平均値と交渉時間の平均値（括弧内は標準偏差） . . . . .	38



# 第 1 章

## 序論

### 1.1 研究の背景

機械を人のような知的作業ができるようにする試みは、人類の大きな夢の 1 つであった。科学技術の発展に伴い、これまでに実現が不可能な技術であったものが実現可能な技術へとなっている。このような知的な作業を行える機械の実現は、人工知能 [1], [2](Artificial Intelligence: AI) と呼ばれる分野で研究により、発展してきている。人工知能の研究は人の知性を対象としており、従来の機械では実現することが困難な人の知的作業の再現を試みたものである。

しかし、個々の知性の模倣だけでは、人のように社会的な生物の知的な振る舞いを再現することは困難である。そのため、社会全体の振る舞いを対象とした分散人工知能 [3](Distributed Artificial Intelligence: DAI) の研究が行われている。分散人工知能では、エージェントと呼ばれる自律的なソフトウェアモジュールにより、人の社会などの集団活動において自立的な行動の知的主体を表現している。エージェントの概念を用いた分散人工知能の課題を Bond[4] は、大きく分散協調問題解決とマルチエージェントシステム [5], [6] (Multi-Agent System : MAS) の 2 つに分類している。1 つ目の分散協調問題解決とは、複数の問題解決器が協力して、ある 1 つの問題を解こうとする問題解決のモデル [7] の研究である。2 つ目のマルチエージェントシステムとは、複数のエージェント間の相互作用に着目した研究である。分散協調問題解決とマルチエージェントシステムの 2 つの分類を石田ら [8] は、歴史的な観点によるものであると述べている。分散協調問題解決の歴史として、Lesser[9] らの 1980 年頃の研究では、ノード内の処理とノード間の通信量に関する課題が主であった。ノードとは、クライアント、サーバ、および両者の機能を持つピアのことである。ところが、1980 年後半になると、ノードの自律性が分散協調問題解決の問題となり、マルチエージェントシステムとの境界が曖昧になった。以上のことを踏まえて、石田ら [8] は分散協調問題解決とマルチエージェントシステムの 2 つの分類を過去のものとし、新たに協調問題解決、交渉と均衡化の 2 つを大きな課題としている。1 番目に示した協調問題解決と



は、複数のエージェントが共通の目的を達成することを目指す研究である。2 番目に示した交渉と均衡化とは、独立の目標を持つ複数のエージェントが交渉により、競合や協調から好ましい均衡を維持しながら各自の目的を達成することを課題とした研究が行われている。本研究では、この 2 番目の交渉と均衡化を含む研究を対象に焦点を当てている。

エージェント同士の交渉は自動交渉と呼ばれ、それぞれのエージェントの合理性に従って合意形成をする。多くの自動交渉では、閾値を設定し、ある数値以上の効用値の場合に合意する。合意を実現するために用いられる効用値は、エージェントが持つ効用空間から決められる。自動交渉における効用空間は、人の効用空間を模倣するために複雑な計算の処理から形成されている。そのため、エージェント同士の合意を人が理解することは難しく、合意のプロセスを説明することは困難である。

## 1.2 研究の目的

本研究の目的は、1.1節で述べた人に説明可能な自動交渉の協調プロセスを表現したモデルの確立である。自動交渉を含む人工知能に関する技術は、その活用において説明責任が求められるようになってきている。例えば、人工知能が医療の診断で用いる医療データベースに大量のエラーがあるために誤った診断結果を導いてしまう可能性がある。事実として、大田らは、アメリカ国立衛生研究所 (national institutes of health : NIH) が提供している医用画像データベースに多くの間違った疾患ラベルが付与されていると述べている [10]。この誤ったラベルを学習した人工知能が誤った判断を示す。人工知能が誤って示した情報に基づき、医師が患者に対して医療行為をすることは非常に危険である。そのため、人工知能は、それを利用するユーザに対して納得できる説明をする必要がある。この人工知能の判定根拠を人に分かる形で説明できるようにする仕組みは、説明可能な人工知能 [11] (Explainable AI : XAI) と呼ばれる技術の総称である。XAI [12], [13], [14] は、米国の国防高等研究計画局 [15] (Defense Advanced Research Projects Agency : DARPA) による呼称であり、人工知能に関する技術の普及に伴い、重要な分野として研究に注目が集まってきている。説明可能な人工知能は、人に対して説明が必要な領域である医療診断、自動運転など多岐に渡り、意思決定に必要な研究となっている。そのため、説明可能な人工知能の研究は本稿の対象である自動交渉による意思決定に関する研究に含まれている。自動交渉は、自律的なエージェントが人に代わってある目的を達成するために交渉を行う仕組みのことで、マルチエージェントシステムの 1 つの領域である。本研究では、人に説明可能な自動交渉の協調プロセスが表現できるモデルの確立を目的にしている。そのため、本研究では人が取引する交渉と従来の AI を用いた自動交渉を比較し、説明が困難な要因を実験によって明らかにする。そして、得られた結果を踏まえ、人に説明可能な自動交渉の協調プロセスが表現できるモデルの

確立を目指す。

### 1.3 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す。まず、2章で本研究における研究背景と自動交渉や合意形成の協調に関する研究について述べる。特に2章では、エージェントに関する協調の概念を整理し、人に説明可能な自動交渉について検討する。次に、3章では自動交渉と人同士の交渉を分析するため、評価実験を行う。評価実験は人同士の交渉における合意形成のための協調行動を調査する。調査は、エージェント同士の自動交渉の設定を踏まえ、制約、および論点を設け、チャットを用いて人同士の交渉の実験を実施する。次に、4章では自動交渉と人同士の交渉を分析するために従来の自動交渉による評価実験を行う。本研究では従来の自動交渉として国際的な自動交渉競技会である ANAC[16], [17], [18] (Automated Negotiating Agents Competition) および, PRIANAC (The Pacific Rim International Automated Negotiation Agents Competition) の環境を用いる。本研究で実装した自動交渉のエージェントは協調行動を過去の交渉情報から参照することで実現し、K-近傍法による合意案候補の探索を行うことにより、社会的余剰値を高めるような合意案の提案を行う。また、評価実験は国際的な自動交渉競技会の PRIANAC, および ANAC の決勝大会に出場したエージェントとの交渉シミュレーションを実施する。5章では3章と4章の内容を踏まえた妥協のモデルを提案し、評価する。3章の従来の自動交渉では、効用値の閾値を複雑な数式から調整することで合意を実現している。そのため、2章の人同士の交渉で見られた論点や制約から自身の合意案を変更する行動とは違い、人に対して協調プロセスの説明が困難である。そこで、本論文では閾値の調整から合意形成を行うのではなく、人同士の交渉で見られる制約を取り除くことで、論点を緩和する仕組みから、人に説明可能な自動交渉における協調プロセスを提案する。論点を緩和する仕組みとして、本研究では満たすべき制約の数を少なくすることで、自分を取り得る効用（価値）の総和を少なくする制約緩和を用いる。制約緩和が行われた場合には、「どの制約を信じて」、「どの制約を信じていないか」からどのように制約緩和したかの説明が可能になる。本研究で提案する自動交渉のモデルでは、エージェントが信じる (IN) 制約集合と信じない (OUT) 制約集合を持ち、制約を信じる IN からいくつかの制約を信じない OUT に変化させることで、制約緩和する仕組みを導入した。ここで導入した仕組みは、どのように制約を IN から OUT に変更していくかについて様々な戦略が考えられる。本論文では、4つの方法を提案する。価値に基づく制約緩和、距離に基づく制約緩和、および、価値と距離に基づく制約緩和、ランダム制約緩和である。本研究では、提案した価値に基づく制約緩和、距離に基づく制約緩和、および、価値と距離に基づく制約緩和、ランダム制約緩和の4つの手法と従来の閾値による合意形成手法を比較し、モデルの違いを述

べる。最後の 6 章で本研究のまとめとして、本研究で得られた知見と今後の課題について述べ、自動交渉の今後の展望についてまとめる。

図1.1に本論文の構成を各章の関連図として示す。

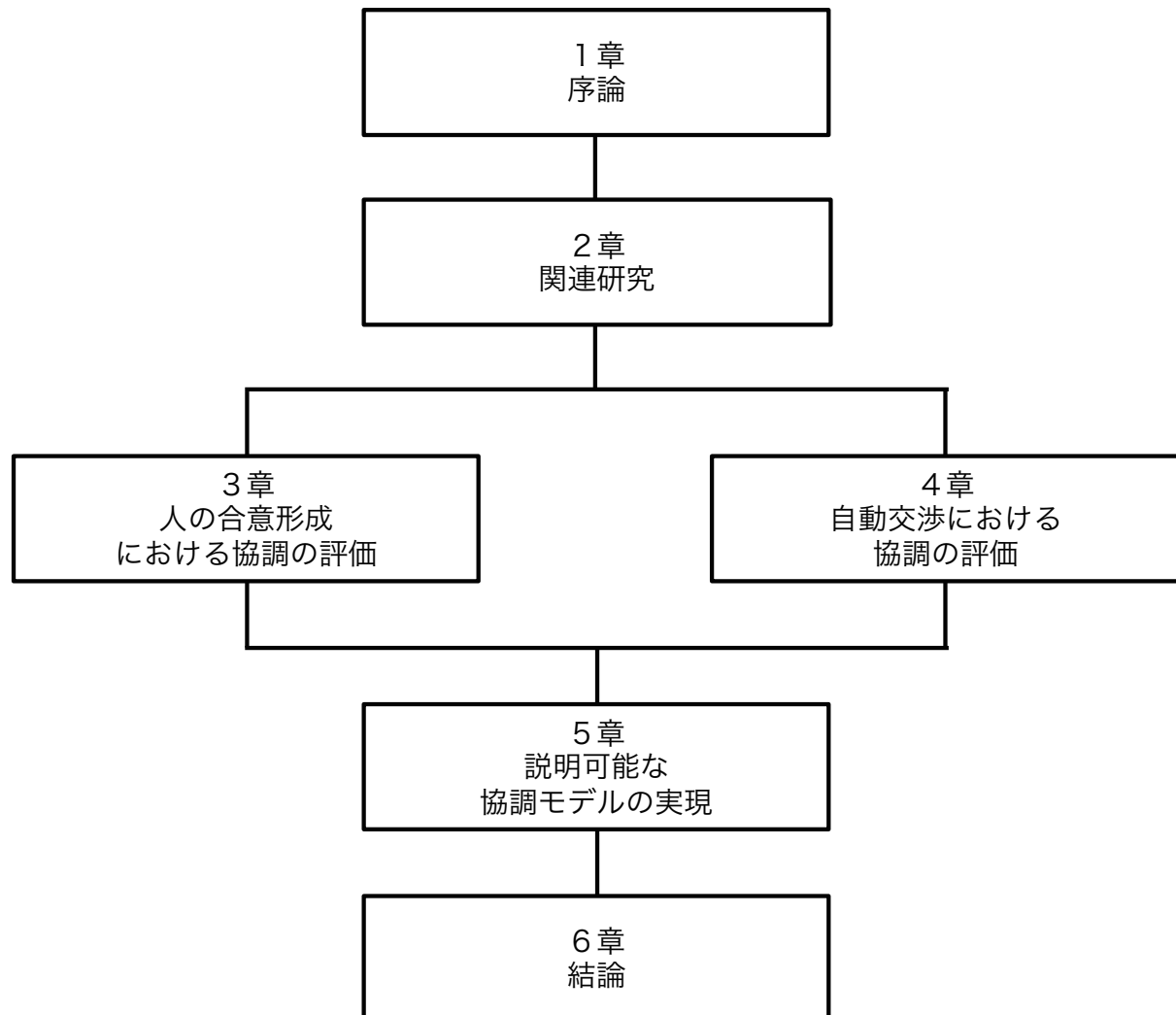


図1.1: 本論文の各章の関連図

## 第 2 章

# 関連研究

### 2.1 序言

本章では、本研究の背景となる関連研究について述べる。まず、2.2節では、本研究の研究対象である自動交渉の関連研究について述べる。次に2.3節では本研究の主な研究テーマである自動交渉における協調について述べた後に節で説明可能な自動交渉における協調の課題について示す。最後に、本章の各節で述べた自動交渉と協調について言及し、本章をまとめる。

### 2.2 自動交渉の関連研究

自動交渉はエージェント同士の交渉の研究で得られた知見から、人の交渉の代行や支援をすることが期待されている。人の交渉は、人間社会において社会生活の基盤となる根源的な活動であり、多様な利害関係者の利益の競合を解決する方法として重要である。そのため、人の交渉の代行を実現する取り組みとして、自動交渉に関する研究が進められている。中でも、複数論点交渉問題（Multi-issue negotiation problem）の研究は大きな研究課題として、注目されており、これまでに文献 [19],[20],[21],[22] など多くの研究成果が報告されている。しかし、上で示した既存研究では論点の独立性が仮定されているため、交渉における効用が線形でのみ表現が可能であり、実世界から乖離している。実世界の問題では、複数の論点が相互依存関係を持っており、論点が全て独立していることは稀である。そのため、Klein ら [23] の研究では、自動交渉の複雑論点交渉問題に、はじめて相互依存関係を導入している。Klein らは、各論点が独立している仮定である既存の研究で良質な合意案を発見できる手法でも、相互依存関係を各論点を持っている場合では効用空間が複雑であるため、必ず良い合意案を見つけることができないことを示唆している。

上記で述べた各論点が相互依存関係を持っていると効用空間が複雑になるため、合意した理由の把握ができるとは言い難い。そこで、Rafik[24] らは、論点と制約をハイパーグラフ

で表現したモデルを提案している。しかし、いずれの研究も閾値から合意を提案しているため、本研究の主な研究対象である妥協プロセスを把握することはできないという問題を抱えている。そこで、本研究では妥協プロセスが表現可能なモデルを検討する。

## 2.3 自動交渉における協調

2.3節では、エージェント間の協調について整理し、自動交渉における協調について論じる。

協調の定義は多様であるが、分散人工知能の伝統的な定義として協調 (Cooperation) は非対立的 (Nonantagonistic) エージェント間の調整 (Coordination) のひとつである [25]。しかし、実際の人間同士の交渉では互いに対立することがよくあるため、協調の定義も異なっている。伊藤 [26] は、ゲーム理論 [27], [28], [29], [30] の協力的な状況と非協力的な状況の概念を導入することで協調を表現している。ゲーム理論とは、複数の主体が関わる意思決定の行動の相互依存的状况を数学的なモデルから体系化した学問である。ゲーム理論では、扱う対象の状況で取り得る戦略から合意が成立するかどうかにより、その状況を協力ゲームと非協力ゲームに分類している。協力ゲームとは、複数のプレイヤーによる協力行動が可能な場合のゲームである。協力ゲームでは、互いに協力することに合意が得られる戦略が見つかった場合、エージェントはその戦略を実行することになる。非協力ゲームとは、互いに協力する合意が成立しなかった状況である。ここで述べる協力は協調と同様の Cooperation を意味している。協力とはいっても、意思決定者である各エージェントが全面的に協力するのではない。そのため、エージェント間の競争やコンフリクトは依然として存在しており、駆け引きが起こりうる。本研究では前述の状況を伊藤が想定している概念 [26] を踏まえて、エージェント間の競争やコンフリクトがあった場合でも実現する協調とし、自動交渉を研究の対象とする。自動交渉では、協調、妥協、譲歩がしばしば同様の意味で用いられており、混同されがちである。協調、妥協、譲歩の3つの概念を自動交渉において整理するために広辞苑から引用し、確認する。まず、はじめに述べた協調は、広辞苑 [31] によると「利害の対立する者同士がおだやかに相互間の問題を解決しようとする事」である。次に妥協は、「対立している双方が折れ合って一致点を見出し、事をまとめる事」である。最後の譲歩は、「道をゆずって他人を先に行かせることが転じて、自分の主張や意見をひっこめ、他の説に従う事」である。本研究では上記の意味を踏まえて自動交渉での協調、妥協、譲歩を定義とする。協調とは対立しているエージェント同士が合意形成を目指すことである。妥協とは対立しているエージェントの双方が合意するために折れることである。譲歩とはエージェントが望む合意点を相手に合わせて探すのではなく、一方的に相手の要望に合わせる事である。以上の協調、妥協、譲歩の定義をもとに本研究では議論を進める。

## 2.4 説明可能な自動交渉における協調

自動交渉における協調は、エージェント同士の相互作用による交渉結果に多大な影響を及ぼす。そのため、人の代理としてエージェントが交渉を行う場合、自動交渉において協調は重要となる。自動交渉ではエージェントが人の代わりに交渉を行うため、人の選好情報を把握することが望ましい。自動交渉では人の選好情報を効用関数という形で表現している。効用関数とは、人がある財の消費の組み合わせから、どれくらいの満足度を得られるかを示した関数である。初期の自動交渉における効用関数は単純な線形モデルを採用していたが、人の複雑な選好情報を考慮して、Ito[32] らが非線形効用関数を提案している。さらに Rafik[24] らは非線形効用関数があまりにも複雑であるため、表現を簡易にする目的でハイパーグラフを用いた効用関数モデルを提案している。しかし、上記の非線形効用関数のモデルのいずれも、複雑な計算式に基づいた閾値で合意形成をしているため、2.3で述べた妥協プロセスに関して人に対してエビデンスを説明することが困難であり、一般的に理解することが容易ではない。そのため、本研究では人に説明が可能な妥協に関する新たな自動交渉のモデルの構築を目指す。

## 2.5 結言

本章では、本研究の背景を述べるために、はじめに自動交渉の関連研究に言及をし、自動交渉における協調、妥協、および譲歩を定義した。そして本章の最後に妥協プロセスの説明が可能な自動交渉のモデルの重要性を述べた。



## 第 3 章

# 人の合意形成における協調の評価

### 3.1 序言

本章は人による交渉における協調に関する行動を調査する。この調査内容は、エージェント同士の自動交渉の設定を踏まえ、制約、および論点を設定する。被験者がチャットを用いた交渉実験を行い、第三者が交渉実験の結果を評価する。評価方法は、交渉実験の協調に関する行動を分析するために、協調プロセス、およびシャイン [33] が提案した課題達成のために必要な諸機能による評価基準を用いて行う。課題達成のために必要な諸機能は、集団が課題を進めていくためのプロセスを分類した項目である。本研究では、協調に関する行動を分析する評価基準の 1 つとして用いる。

### 3.2 議論に関する評価指標

実際の人による交渉は、対話等による議論を前提にしている。これらの議論では、教育や経営など、多様な分野で議論経過や結果を評価する手法が研究されている。はじめに教育分野では ICT (Information and Communication Technology) が発展する以前から観察記録法である Scored Discussions[34] により、評価が行われていた。Scored Discussions とは、米国でグループの聞き取りスキルや会話スキルの評価に用いられており、採点対象となる議論で加点の行為、減点の行為に評価者が採点を行う評価手法である。さらに教育分野では実践研究において、どの程度の教え合い関係を持ったかを 2 者間のペアによる学習の評価として、ペア同士の影響率 [35] を定義し、評価を実施している。しかし、教育分野ではいずれの評価手法であっても、教育効果を測定することに重きを置いている [36], [37], [38], [39]。そのため、教育分野では基本的に本研究で評価対象とする合意形成で用いられる協調プロセスが評価対象として含まれていない。



そこで、本研究は議論における協調プロセスを調査するために、次の 4 つの項目を調査対象とする。

#### 納得

他人の考え、行為を理解し、もっともだと認める言動 [40]

#### 説得

よく話し聞かせて相手に納得させる言動 [40]

#### 譲歩

自分の主張や意見をひっこめて他の説に従う言動 [31]

#### 妥協

対立している双方が折れ合って一致点を見出し、事をまとめる言動 [31]

上であげた協調プロセスをより実際の議論を想定して詳細に各項目について述べる。納得とは、議論において相手の意見を理解できて、その通りだと自ら受け入れることができるため、交渉で合意をすることができる。説得とは、「受け手の態度や行動を特定の方向へ変化させようと送り手の意図する言語的コミュニケーション」[41]と言われており、交渉で相手との合意を得るためには欠かせない機能である。譲歩とは、議論において自らの主張や意見を取り下げてまでも他者の意見に従うことで、合意を得る機能である。妥協とは、意見が異なる複数人が合意をするために主張や意見を互いに譲り合う言動であり、合意形成を行う機能である。本研究では、従来の自動交渉と人の協調プロセスの違いを検証するために納得、説得、譲歩、妥協が実施されたペアに着目し、そのペアの対話ログを調査する。

次に経営分野では、議論の合意形成に関する研究が展開されている。合意形成とは、NPO 法人合意形成マネジメント協会によると”多様な価値観の存在を認めながら、それぞれの立場の根底にある価値を掘り起こして、その情報を共有し、一人一人が納得できる解決策を想像していくプロセス”であると定義している。合意形成に関する研究は多く存在するがここでは、合意形成のプロセスに焦点を当てた研究について論じる。浜田 [42] らは議論を実際に観察し、合意形成のプロセスを感性コミュニケーションから明らかにしようと試みている。浜田らの研究によると感性コミュニケーションは、多数決とは異なり、個人的な嗜好よりも互いに議論をしている他の人との満足度を考慮しながら結論を導き出していると報告している。ここで言う満足度とは、満足度を数量的に表現するものであり、本研究でも合意した結果の評価基準として用いる。他にも、合意形成のプロセスの評価として、シャイン [33] が提案した課題達成のために必要な諸機能があげられる。

以下に課題達成のために必要な諸機能の 11 項目をまとめた 6 つの分類を次に示す。

#### 率先着手

課題解決するために問題点や目的などを提案する言動

#### 情報・意見の探索

課題を遂行するために必要な情報や意見の探索に関する言動

#### 情報・意見の揭示

課題を遂行するために求める情報や意見の揭示に関する言動

#### 明確化と精緻化

意見を明確化、またはより詳細にする言動

#### 要約

集団が既に討議してきた点を列挙し、確認をする言動

#### 合意の確認

合意の問い掛けに関する言動

上であげた課題達成のために必要な諸機能をより実際の議論を想定して詳細に各項目について述べる。率先着手は、集団が課題を進めるため、目標や問題点を提案したうえで、議論を進展させる必要がある。議論開始当初は、リーダーなどが率先着手の機能を担うことになるが、議論が進むにつれ、幅広いメンバーの中から機能の担い手が自然発生的に現れる。情報・意見の探索のために十分な時間が与えられたのかによって解決の質や解決の方法の数に影響を与える可能性がある。情報・意見の揭示は議論する上で、情報をもとにした個人的な意見と事実である情報を識別することが重要である。多くのメンバーが、十分に情報・意見の探索を行う前に意見を出しすぎてしまうと有意な話し合いにならず時間をむだにするような実りのない討論に陥ってしまうことが良くある。明確化と精緻化は、他のメンバーのアイデアをより具体的で明確にし、より創造的で複雑な課題に対する回答の構築を実現することができる。要約は、集団が議論している内に埋もれたアイデアが葬り去られることがないようにする、アイデアの記録を行うことである。合意の確認は、様々な議論に対して、結論に至ろうとしている時の意思決定に対して結論づける機能である。上記のように課題達成という広い枠組の中で、シャインは課題達成のために必要な諸機能を分類定義している。本研究では、シャインが定義した課題達成のために必要な諸機能の項目から、議論中にどれだけの協調に関する合意形成のプロセスに関係があるかを確認する。

以上の協調プロセス、および課題達成のために必要な諸機能を用いて、従来の自動交渉とは異なる人による交渉の特徴を調査する。

### 3.3 対話ログ取得システム

本研究で用いるシステムの動作画像を図3.1に示す。

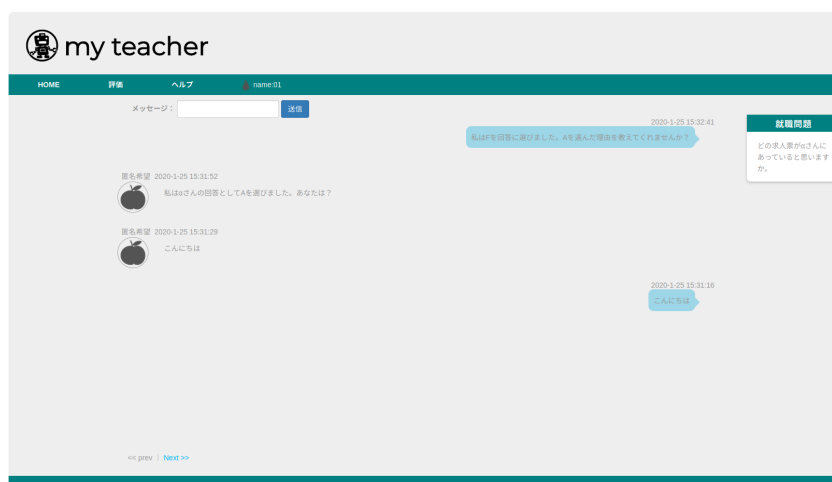


図3.1: 試作した対話ログ取得システムの動作図

本研究で試作したシステム（以下、対話ログ取得システム）は、ユーザーインターフェースを HTML[43] (HyperText Markup Language), CSS[44] (Cascading Style Sheets) と JavaScript[45] によって実現している。HTML とはウェブページを作成するために開発されたマークアップ言語である。CSS は、ウェブページのデザインスタイルを指定する言語である。JavaScript とはプロトタイプベースのオブジェクト指向スクリプト言語であるがクラスなどの機能も実装されている。対話ログ取得システムは Node.js [46] のフレームワークである Express を用いて Web サーバー上に構築している。Node.js とは「スケーラブルなネットワークアプリケーションを構築するために設計された非同期型のイベント駆動の JavaScript 環境」[46] である。Web クライアントとサーバー間のリアルタイムの双方向通信を実現するために JavaScript のライブラリである Socket.IO 2.0[47] を用いている。そして、取得した対話ログデータなどを Sqlite3[48] によってデータベースとして管理する仕組みである。本研究では、対話ログ取得システムを HTTPS の環境として公開するために ngrok[49] を用いる。

## 3.4 実験

### 3.4.1 求人票斡旋問題による評価実験の概要

本研究では合意形成を目指す交渉において、協調に関する行動を評価するために対話ログ取得システムのチャット機能を用いたペア学習で得られた対話ログを分析する。調査対象としたペア学習は、エージェント同士の自動交渉の設定を踏まえ、制約、および論点を設ける。チャットを用いた対話を通して合意形成をし、一つの解を導くための議論を行ったものである。この議論での調査項目は、協調に関する行動を分析するためにシャインが提案した課題達成のために必要な諸機能、及び議論に対する満足度を本研究で実施した実験からデータを収集する。本研究の実験で用いた議論テーマは、ハローワークの職員と想定した上で求人票を斡旋する問題（以下、求人票斡旋問題）で実施する。

### 3.4.2 求人票斡旋問題による評価実験の環境

#### 【実験設定】

本研究の実験設定を以下に示す。

実施場所：A 大学（愛知県）

調査期間：2019 年 4 月～6 月

実験時間：70 分

被験者数：3 年生合計男子 40 名

学習形態：ペア学習（1 班 2 名）

#### 【課題 求人票斡旋問題 [50]】

実験で用いる課題は、ある求人票 6 枚の中から各求職者の条件に最も当てはまると思われる企業を斡旋することである。求人票は、地域に根ざした医療施設の病院を取り扱っている。そのため、図3.2の（1）から（6）の求人票では特定の病院を容易に想定できる施設名、ならびに所在地を本論文には記載しない。求人票には、企業名、所在地、雇用形態、賃金条件、福利厚生などの求人情報が記載されている。

[illegible]

(1) 求人票 A

[illegible]

## (3) 求人票 C

求人票										
施設名		〇〇会 E 病院					院址			
所在地		〒					TEL			
採用担当		人事課		〇〇 〇〇		求人数		1 職種 2 万 1 千 5 万		
概	所属内定	求職期間	年齢	13 歳以上		性別	男性 1 名 女性 1 名			
	従業員数	981 名 (男 216 名、女 735 名)				前年度	400 名			
	診療科目	診療科目：総合内科、循環器、内科学、小児科、呼吸器内科、腫瘍内科、 腫瘍外科、小児科、消化器内科、内科学、整形外科、脳神経科、 リハビリテーション科、放射線科、放射線腫瘍科、救急科、皮膚科、臨床検査科								
祝	従業員数	男	医 師	看護師	事務職員	その他	合 計			
	人 数	男	122 名	23 名	26 名	73 名	246 名			
	女	49 名	44 名	81 名	161 名	735 名				
保	就業内定数	医療従事者 等								
	採用人数	1 名								
	提出書類	① 卒業証明書 (写真付き) ② 卒業見込証明書 ③ 成績証明書								
条	平成 年 (申込)	送 給 額		備 考						
	基本 手給	208,540 円		期間外手当 (手当に基本手給支給)						
	住宅手当	(単独給) 8,600 円								
	合 計	217,140 円								
	食 費	年割 4,310 円								
	衣 費	年割 4,310 円								
作	勤務時間	1 週間勤務 (1 週間勤務) 月 金 8 時 ~ 17 時 0 分 休 日 55 分								
	休日・休暇	1 日 1 週、土曜日、年休 5 日間 (12 月 31 日 ~ 1 月 31 日)、5 月 13 日 ~ 5 月 15 日 1 日 6 休制 初年度 10 月 1 日 ~ 2 年度 10 月 20 日、夏休 9 月 6 日 その他 地域・並立認可等の特別休暇								
	休 日 休 暇	勤休制 勤休は 2 週 1 日 休 休 休、社会保険適用、退職金制度あり、 採用試験日は本人希望								
特記事項	一般常識、作文、面接、他 〇〇〇〇 〇〇〇〇 採用決定次第終了									
送 郵 料		平成 30 年 3 月 31 日までの者								
応募書類の送付先										

## (5) 求人票 E

[illegible]

(2) 求人票 B

[illegible]

(4) 求人票 D

[illegible]

## (6) 求人票 F

图3.2: 求人票

被験者は、病院 A から病院 F の 6 つの求人票と求職者の就労条件を比較して、各求職者に相応しいと考えられる病院名と選択した求人票の選択理由を回答用紙に記入する。なお、本研究では各求職者に対して 1 つの求人票を割り当てる設定とする。以上の課題の条件を踏まえ、自動交渉の設定と同様になるように求職者 2 名に論点と制約を設定する。図3.3は、求職者 2 名の論点と制約を示している。

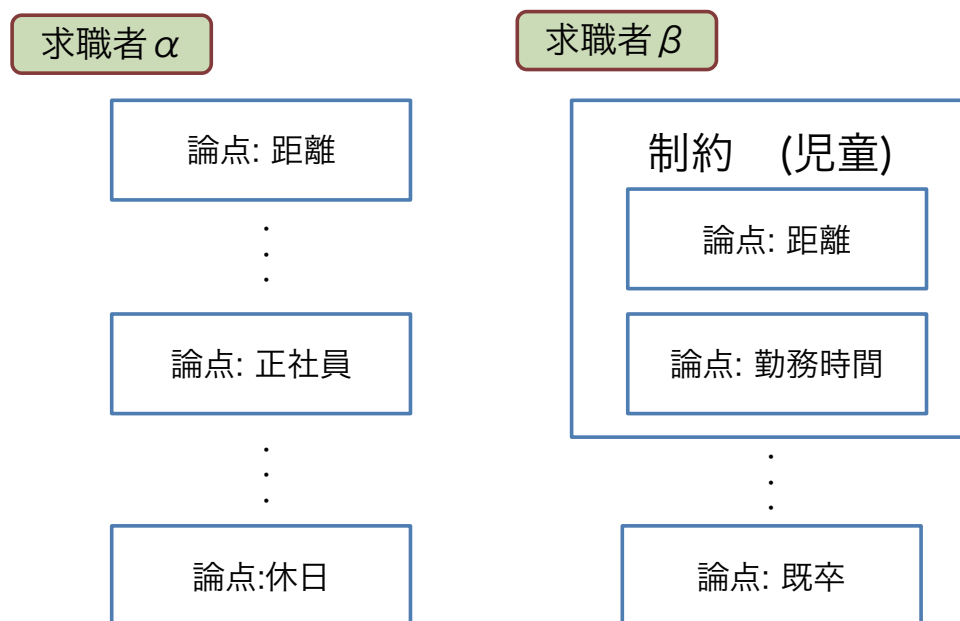


図3.3: 求職者の論点と制約

図3.3より、求職者 2 名である求職者  $\alpha$ 、求職者  $\beta$  の論点と制約の設定について述べる。求職者  $\alpha$  は論点が自宅から通える距離、休日は最低 1 日以上、正社員、新卒である。制約は論点毎に存在し、論点を満たしているだけ良いものとする。求職者  $\beta$  の論点は、距離、労働時間、既卒である。制約は、養育する児童がいるため、距離と労働時間が必要条件となっている。

### 3.4.3 実験の流れ

求人票幹旋問題による評価実験は、人に対して説明可能な自動交渉の協調プロセスを確立するために調査を行う。調査は、ペアでチャットを実施し、求人票幹旋問題について議論を行った。回答はペアで必ず最終的には同じ結論になるようにした。議論の終了後に被験者の合意形成の満足度に関するアンケートを実施した。以下に本実験の手順 (3.4) を示す。

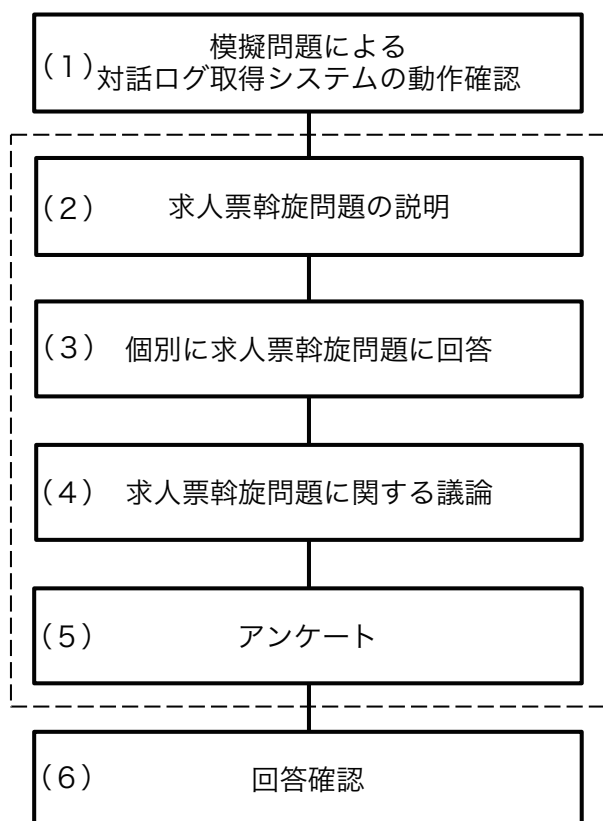


図3.4: 求人票幹旋問題による評価実験の流れ図

- (1) 模擬問題による対話ログ取得システムの動作確認 試作した対話ログ取得システムを用いて課題 [51] のサバイバルを演習問題として実施する.
- (2) 求人票幹旋問題の説明 求人票幹旋問題の概要の説明をする.
- (3) 個別に求人票幹旋問題に回答 回答の変遷を把握するために個別に求人票幹旋問題に対しての回答を行う.
- (4) 求人票幹旋問題に関する議論 求人票幹旋問題を実施する. 被験者はランダムでペアの組み合わせを決定し, 合計 60 分間の議論を実施する.
- (5) アンケート 被験者に対して合意形成に対する満足度に関するアンケートを実施する.
- (6) 回答確認 求人票幹旋問題の答え合せを行い, 各被験者が実験に対するリフレクション活動を実施する.

以上の手順 (1)~(6) が求人票幹旋問題による評価実験の流れである. また, 図3.4の破線で示した箇所は, 実験精度を保証するため, 著者が恣意的に介入できないよう本論文の著者以外の担当者が実験した箇所を表している.

## 3.4.4 議論結果に対する評価

本章では人による交渉の協調に関する行動の調査を目的としている。したがって、本研究では教育分野のように学習効果や学習成果を焦点としない。そのため、本章の評価は、正解率よりも正解に至るまでの経過で個々が求人票斡旋問題に回答した結果と議論した経緯や回答の変化（以下、個別回答と議論回答の変化）に着目し、評価をする。評価は、協調プロセス、シャインが定義した課題達成のために必要な諸機能、および満足度を用いる。協調プロセス、および課題達成のために必要な諸機能は対話ログから人の判断で評価を行う。そのため、本研究では3名の確認者のうち過半数である2名以上から同じ結果であれば、その対話は協調プロセス、または課題達成のために必要な諸機能であると判定する。満足度は、自動交渉で効用によって表現されており、本研究では議論の結果にどのくらい満足したのかを主観的な満足度からWebブラウザへ自己記入式アンケートから収集する。アンケートは、議論結果に満足したかと心理的満足度とを6件法を用いて満足度の高い6から満足度の低い1の6段階で回答した。以上が評価する項目であるが、本研究では議論した内容を課題達成のために必要な諸機能毎に分類し、満足度、及び対話ログから分析を行う。また、課題達成のために必要な諸機能が協調プロセスの指標として妥当であるかを検証するために課題達成のために必要な諸機能と満足度に対して、U検定を行い分析を実施する。

## 3.5 結果と考察

本節では求人票斡旋問題による評価実験の結果について示した後に考察を述べる。個別に求人票斡旋問題の回答の正解率は、求職者 $\alpha$ が45.0[%]、求職者 $\beta$ が70.0[%]、全求職者の平均正解率は57.5.0[%]であった。議論した回答の正解率は、求職者 $\alpha$ が37.5[%]、求職者 $\beta$ が35.0[%]で全求職者の平均正解率は36.3[%]であった。

次に協調プロセスの出現したペアの数を以下の表3.1に示す。

表3.1: 協調プロセスの出現したペアの数

求職者	説得	納得	譲歩	妥協
$\alpha$	18	17	12	7
$\beta$	18	16	15	2

表3.1から求職者 $\alpha$ 、求職者の協調プロセスの結果は、説得、納得、譲歩、妥協の順番で頻出していることがわかった。



本研究では、協調プロセスを分析するため、被験者の対話ログを確認する。対話ログは条件を変えている内容があり、ある論点を諦めて、合意しているペアの数が求職者  $\alpha$  が 19 件、求職者  $\beta$  が 17 件ほど確認できた。以下に記録された対話ログから抜粋し、協調プロセスを図3.5、図3.6に示す。図3.5は、(1) が説得、(2) が納得を表している。まず、(1) 被験者 1 「F って、ちょっと遠くない？」は、相手に問題を知らせて、自らの回答である C に説得をしている行為となっている。次の (2) 被験者 2 「資格より、距離か。じゃあ C にしよ」は、自らが述べている論点の資格と比べて距離の論点が重要であると納得をしたことを示している。

- 被験者 1 「じゃあ、問題 1 について議論しよっか」
- 被験者 1 「F にした！」
- 被験者 2 「C にしたよ」
- 被験者 1 「近いのと資格を使えるからだよ」
- 被験者 1 「どうして C にしたの」
- 被験者 2 「9 時からってのと週休二日だから」
- (1) 被験者 1 「F って、ちょっと遠くない？」
- (2) 被験者 2 「資格より、距離か。じゃあ C にしよ」

図3.5: 説得、納得の対話ログの例

図3.6は (3) が譲歩、(4) が妥協を表している。まず、譲歩の対話内容を示す前に被験者 3 と被験者 4 の対話関係を明確にする。被験者 4 の主張である「息子のことを考えると近いのが一番かと」を被験者 3 は「理由がただそれだけ」と否定している。しかし、(3) の譲歩の流れでは、被験者 3 は「F 病院福利厚生書いてない」と言われた後に被験者 3 「お子さんがいることを考えると勤務の拘束時間が短いのがいいかもしれないですね」と前述の児童のことを考慮した被験者 4 の主張に沿った発言を行っている。そのため、被験者 3 は被験者 4 に対して譲歩を行ったことがわかる。

また、(4) の妥協では、被験者 3 が譲歩した後に「どちらにする？」という問いに対して被験者 4 「B 病院にしましょう」と自らの最初の回答から変更する相手の新しい提案に同意を示している。そのため、被験者 3 と被験者 4 は共に相手に対して、最初に述べた個別回答を変更し、譲り合いが行われており、妥協となっている。

- 被験者 3 「被験者あなたはどこの病院を選びましたか？」
- 被験者 4 「A 病院です」
- 被験者 3 「F 病院を選びました」
- (3)
- 被験者 3 「A 病院を選んだ理由は何ですか」
- 被験者 4 「職場は近いですか？」
- 被験者 4 「A 病院は何より近いです」
- 被験者 4 「息子のことを考えると近いのが一番かと」
- 被験者 3 「理由がただそれだけ」
- 被験者 4 「なぜ F ですか」
- 被験者 3 「隣に市で近くて」
- 被験者 3 「週休二日制だからです」
- 被験者 3 「資格も条件に適しているからです」
- 被験者 4 「F 病院福利厚生書いてない」
- 被験者 3 「ブラックかもしれん」
- 被験者 4 「応募条件満たしてるし通勤可能」
- 被験者 3 「お子さんがいることを考えると勤務の拘束時間が短いのがいいかもしれないですね」
- (4)
- 被験者 4 「B 病院のほうが条件に合うね」
- 被験者 3 「どっちを選ぶ？」
- 被験者 4 「B 病院にしましょう」
- 被験者 3 「そうですね、これで決まったね」

図3.6: 譲歩，妥協の対話ログの例

以上のように図3.5の説得と納得から、資格という制約を諦めて、合意した場合や、図3.6の譲歩と妥協から児童という制約を踏まえて、個人回答を変更することが確認できた。従来の自動交渉では効用値に対する閾値の調整によって合意形成を行っている。しかし、人による合意形成のための協調プロセスは、制約を諦める、制約のために回答を変更するなどが自動交渉では想定されていない概念が確認できた。

最後に図3.7, 図3.8には求職者  $\alpha$  と求職者  $\beta$  の課題達成のために必要な各諸機能と満足度の関係を示す。

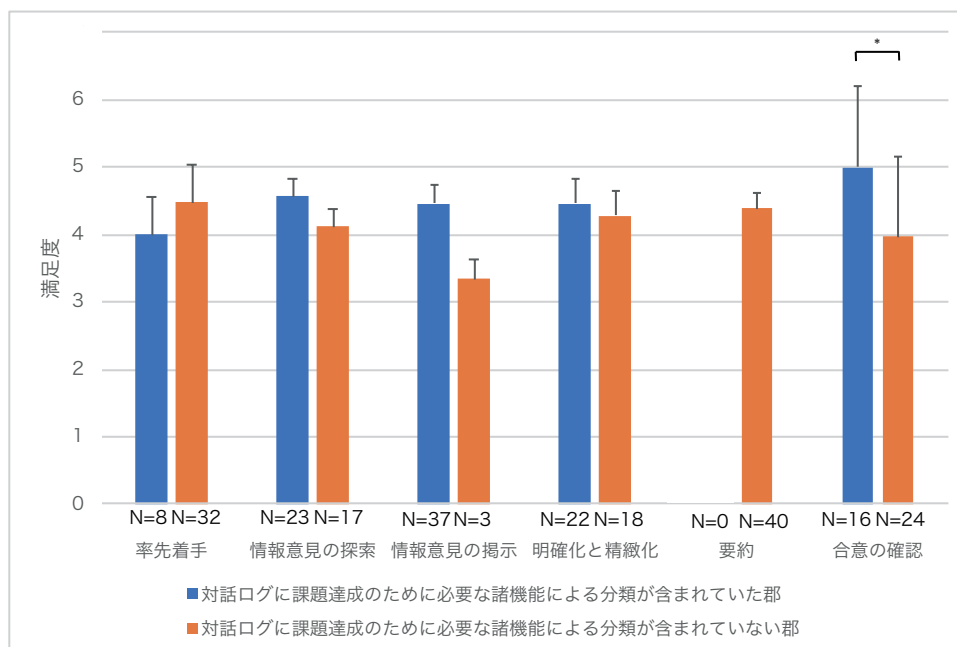


図3.7: 求職者  $\alpha$  の満足度と課題達成のために必要な諸機能

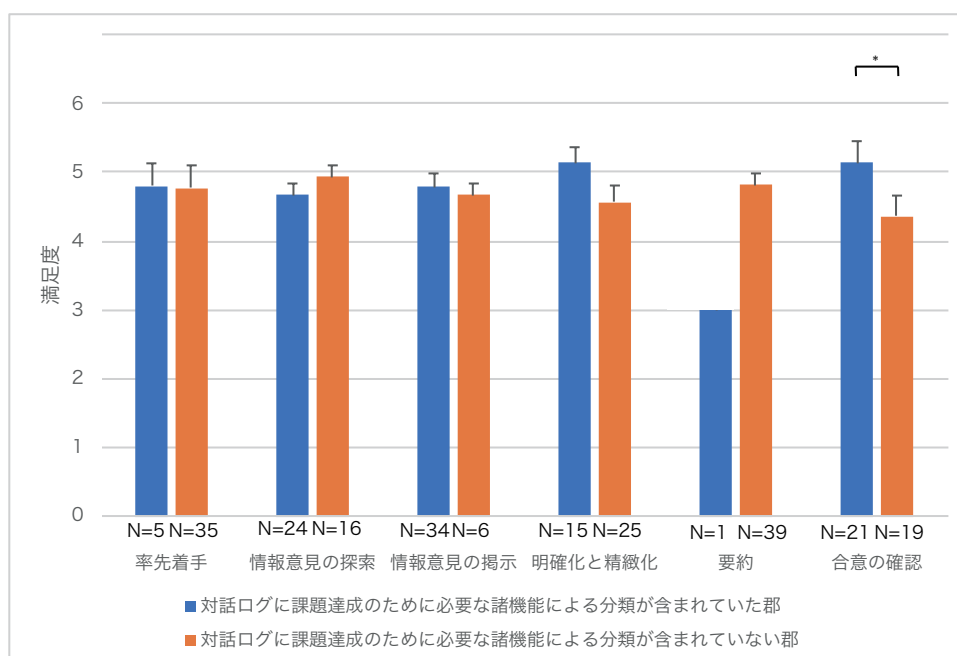


図3.8: 求職者  $\beta$  の満足度と課題達成のために必要な諸機能

図3.7, 図3.8の縦軸は満足度であり, 横軸は課題達成のために必要な各諸機能である. 青色の縦棒は対話ログに課題達成のために必要な諸機能による分類が含まれていた郡の被験者の満足度を表している. 赤色の縦棒は対話ログに課題達成のために必要な諸機能による分類が含まれていない郡の被験者の満足度を表している. 図3.7, 図3.8のエラーバーは標準誤差を示している. U 検定の有意水準は 0.05:\*, 0.01:\*\* とする. また, U 検定を行う上で必要な人数である 6 人以下の N の項目は検定を実施しないこととする. U 検定の結果は, 合意の確認にのみ求職者  $\alpha$ , 求職者  $\beta$  の満足度と課題達成のために必要な諸機能に差が  $p < 0.05$  と認められた. さらに, 合意の確認をしたグループが高い満足度を得ている. そのため, 満足度を高くするには合意の確認が重要であることがわかった.

### 3.6 結言

本章では, 人に対して説明可能な自動交渉の協調プロセスを実現するために, 人による実験を実施した. 実験は試作した対話ログ取得システムを用いて, 人による交渉を行った. 人による交渉を分析するための調査項目は, 協調に関する行動を分析するため, 協調プロセス, およびシャインが提案した課題達成のために必要な諸機能に対して議論の満足度を U 検定で評価した. 協調プロセスに関する結果は説得, 納得, 譲歩, 妥協の順番で頻出していることがわかった. 課題達成のために必要な諸機能に関する結果からは, 満足度を高くするために合意の確認が重要であることがわかった.

また, 本研究の実験は議論のテーマとして求人票幹旋問題を実施した. 実験結果, 個別回答と議論回答の変化した被験者の対話ログを確認し, ある論点を諦めて, 合意している被験者を複数確認することができた.



## 第 4 章

# 自動交渉における協調の評価

### 4.1 序言

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重要な研究課題として注目されている。自動交渉エージェントは他のエージェントと自動交渉を行うエージェントのことで、人の満足度を効用値として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。自動交渉は現実世界において異なる効用を持つ人工知能同士を協調させるために必要な機構であり、将来的には高度な交渉戦略を持つ自動交渉エージェントの合理的な判断によって、人間では解決困難な複雑で大規模な交渉問題において、合理的な合意形成の支援を行うことができると考えられている。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 [52]、スケジューリングシステム [53]、スマートファクトリの自動化があげられる。

自動交渉エージェント研究の国際的な取り組みとして、自動交渉エージェント国際競技会 (Automated Negotiating Agents Competition : ANAC) [54], [55] が、International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS) などと共催で 2010 年より開催されている。ANAC が対象とする交渉問題は、互いの選好情報を明かさないという条件のもとで、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一定の効用値を得ることができる留保価値 (Reservation Value) などが設定されており、現実の交渉に近づける取り組みがされている。ANAC では多様な自動交渉エージェントが、より最適解に近い交渉結果を得るために様々な合意案候補探索手法を用いている。本論文における良い交渉結果とは、過去の交渉履歴を明示的に利用して、早期に合意形成を行い、Social Welfare (交渉参加者の獲得効用値の総和) が大きくなる合意案を得ることである。

既存の研究 (たとえば文献 [56], matsune2018weighting, iwasa2018prediction) でも、過去の交渉履歴を利用した機械学習へと応用した例はない。これは公式競技会である ANAC や PRIANAC において、過去の交渉履歴の活用が禁止されていた影響もある。2018 年に過去

の交渉履歴が活用可能にルール変更されたのに伴い、本研究では過去の交渉履歴を利用して機械学習へと応用する方法を提案している。

ANAC 同様に、二者間複数論点交渉問題を取り扱っている競技会、PRIANAC (Pacific Rim International Automated Negotiating Agents Competition) 2018 が 2018 年に名古屋で開催された。PRIANAC では ANAC と同様なルールに加え、自動交渉エージェントの国際競技会では初めて、機械学習的なアプローチが推奨されていた。

PRIANAC2018 では、機械学習の効果を確かめるために、過去の交渉データを使えるようなルール拡張が行われた。具体的には、過去に交渉した時のデータをローカルファイルに保存することができる。これにより、同じ交渉相手に対して過去の交渉データを使った交渉戦略の構築が可能である。一方、過去の ANAC では毎回の交渉は基本的には独立であり、1 回の交渉のデータに基づいてしか交渉を行うことができないという制限がある。

本論文では、過去の交渉が利用できる環境に対してより効果的な自動交渉エージェントを提案する。提案する自動交渉エージェントは、合意案候補の探索手法として K-近傍法を用いた合意案候補の探索を行う。本論文で提案する自動交渉エージェントを評価するために、PRIANAC2018, ANAC の決勝大会に出場した自動交渉エージェントと交渉のシミュレーションを行い、自動交渉エージェントの交渉結果から評価スコアを導出する。

本節の構成を次に示す。2 節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 節で PRIANAC2018 の概要と交渉ルールについて述べる。4 節は本論文で提案する自動交渉エージェントの合意案候補の探索手法について述べる。5 節で提案する自動交渉エージェントと PRIANAC2018, 及び ANAC の決勝大会に出場した自動交渉エージェントによって交渉を行い、効用関数の合計値による評価スコアを比較する。6 節で本章のまとめと今後の課題を示す。

## 4.2 自動交渉エージェントの交渉戦略の関連研究

本節では、自動交渉エージェントの交渉戦略に関連する研究について述べる。まず、ANAC が開催される以前の研究として、Faratin らは時間の経過によって譲歩の大きさが変化する譲歩関数を提案している [57]。Faratin らの譲歩関数はアドホックな方法であり、これにより自動交渉エージェントは譲歩関数のパラメータを設定することによって交渉の経過時間  $t$  に伴い譲歩の割合が変化する。自動交渉エージェントは譲歩関数のパラメータに依存するため、交渉相手に関する情報を事前に得ることができない状況下では交渉が難しくなる。また、ANAC の競技会において具体的に利用された戦略方法ではない。以下、ANAC の競技会に参加した自動交渉エージェントについて述べる。まず、過去の交渉履歴を用いることができない場合の代表的な自動交渉エージェントについて述べる。1 つの交渉にお

いて、その過程で得られる相手の提案履歴に対して適切な譲歩を推定する手法が提案されている。AgentK[58] は ANAC2010 で優勝した自動交渉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選好情報と交渉姿勢を推測する点があげられる。TheFawkes[59] は ANAC2013 の優勝した自動交渉エージェントである。TheFawkes の特徴として、相手の提案履歴に対して離散ウェーブレット予測 [60] と呼ばれる学習手法により譲歩の度合いを推定する。Atlas3 は ANAC2015 の優勝した自動交渉エージェントである。Atlas3 の特徴として、交渉戦略を戦略型ゲームとして解析することによって適切な譲歩関数を設計している点があげられる。さらに、オンライン学習 [61] やガウス過程 [62] に基づいた手法も提案されているが、以上の自動交渉エージェントは過去の交渉履歴を用いることは行っていない。これは、ANAC の競技会では、過去の交渉の情報を保存することが許されず、基本的には現在の交渉における情報だけを使うことが許されていたためである。一方、PRIANAC2018 の社会的余剰部門で優勝した Agent33[63] は交渉履歴を用いる自動交渉エージェントの 1 つである。交渉相手の提案履歴から提案の偏差を求め、交渉相手の選好情報を推定する探索手法をとる。文献 [56] では交渉において相手の効用関数を推定するために、複数の基礎的な効用関数の組合せとその重みづけを 1 つの交渉セッションの中で行う方法を提案している。本提案との違いは、本提案では過去の交渉履歴を利用しているが、文献 [56] では過去の交渉履歴を利用していない点である。文献 [64] では、人間のダイアログから深層学習を用いてその効用関数を推定し、ナッシュ解を予測する方法が提案されている。したがって、自動交渉としての交渉フレームワークの定義が異なる点と、過去の交渉履歴を利用していない点が、本論文で提案する手法とはまったく異なる。文献 [65] では、過去に行った交渉から得られた学習モデルを、将来の交渉に転移学習として適用する方法が提案されている。文献 [65] では、学習自体は 1 つの交渉セッションの中で閉じており、本論文で提案するような過去の交渉履歴を取り入れ、現在の交渉に応用することはしていない。本論文で提案する自動交渉エージェントの合意案候補探索手法として K-近傍法を用いた合意案候補の探索を行う。合意案候補の探索を行うにあたり、過去の交渉情報を元に交渉相手から提案された合意案、および合意した合意案を AgreedBid として扱い自身が提案して否定された合意案を RejectedBid として扱い、一定の効用値が獲得できる自身の合意案候補群を 2 クラスに分類し、新しい Agreed Bid 群を作成した上で合意案候補を探索する。分類する際に使用する特徴量として、交渉相手が提案した時間、合意案候補の効用値、以上の 2 つを特徴量して扱う。したがって、提案する自動交渉エージェントは既存手法よりも安定して早期合意形成を行いながら Social Welfare を高めることができる。特徴量として、自身の正規化効用値および正規化された交渉時間を用いている。この意図するところは、ANAC や PRIANAC では相手に効用空間をいっさい明かさない (Closed Negotiation) という得



られる情報が少なく設定しており、その設定下で得られる情報は、自身の正規化効用値と正規化された交渉時間の 2 つ程度しか特徴量がないためである。

### 4.3 自動交渉エージェント競技会 (PRIANAC)

#### 4.3.1 PRIANAC の概要と目的

PRIANAC 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、作成された自動交渉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。PRIANAC 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
- 交渉過程における自動交渉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と交渉シナリオの収集と提供

本論文では、提案する自動交渉エージェントの比較対象として PRIANAC と ANAC 決勝大会に出場した自動交渉エージェントを使用する。

#### 4.3.2 交渉ルール

##### 【交渉ドメイン】

交渉ドメインとは現実世界の交渉問題をコンピュータプログラムである自動交渉エージェントが扱うことができる数値として定義したものである。二者間多論点クローズド交渉問題 (BMCBP: Bilateral Multi-issue Closed Bargaining Problems) における交渉ドメインでは交渉問題を論点ごとに分解し、各論点のとりうる選択肢に割り当てられた制約を数値に変換している。PRIANAC では、交渉に参加するすべての自動交渉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 (4.1) で定義される。

$$\mathcal{S} = \{\vec{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n) \in \mathbb{N}^n \mid 0 \leq s_i \leq v_i, i = 1, 2, \dots, n\} \quad (4.1)$$

##### 【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

章では Ito らによって提案された制約に基づく効用関数 [66] を用いる。制約に基づいた効用関数について説明する。自動交渉エージェントの交渉問題において、交渉者は個々にユニークな制約集合を持つ。制約集合とは、制約条件の集合のことであり、その制約を満たすと効用が得られる。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  $\beta_k$  としたとき、 $[0,1]$  で正規化された効用関数  $U(\vec{s})$  は式 (4.2) で定義される。

$$U(\vec{s}) = \sum_{c_k \in \mathcal{C}(\vec{s})} \beta_k \cdot w(c_k, \vec{s}) \quad (4.2)$$

PRIANAC2018 や ANAC 競技会では、効用は  $[0,1]$  に正規化されており、本論文では正規化された効用を正規化効用と呼ぶ。

#### 【交渉プロトコル】

本論文では Rubinstein が提唱する Alternating Offers [67] をベースとした交渉プロトコルを用いる。Alternating Offers に関する研究は数多く存在し、本論文とは前提や交渉条件が異なるがゲーム理論 [66] や機械学習に基づくアプローチが提案されている [61]。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。図4.1は Alternating Offers における自動交渉エージェントと 3 つのアクションの関係を示した概要図である。

- *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、交渉者は留保値に割引効用を適用した最終効用値を獲得し、交渉を終了する。

Alternating Offers における交渉の例として、自動交渉エージェント A と自動交渉エージェント B による交渉を考える。最初の行動権を自動交渉エージェント A が持つ場合、まず自動交渉エージェント A が任意の合意案候補である  $Bid_A$  を自動交渉エージェント B に *Offer* する。自動交渉エージェント A の *Offer* の後、行動権が自動交渉エージェント B に移る。自動交渉エージェント B は自動交渉エージェント A が *Offer* した  $Bid_A$  を受容するならば *Accept* する。自動交渉エージェント B は、 $Bid_A$  を拒否するならば代替案として任

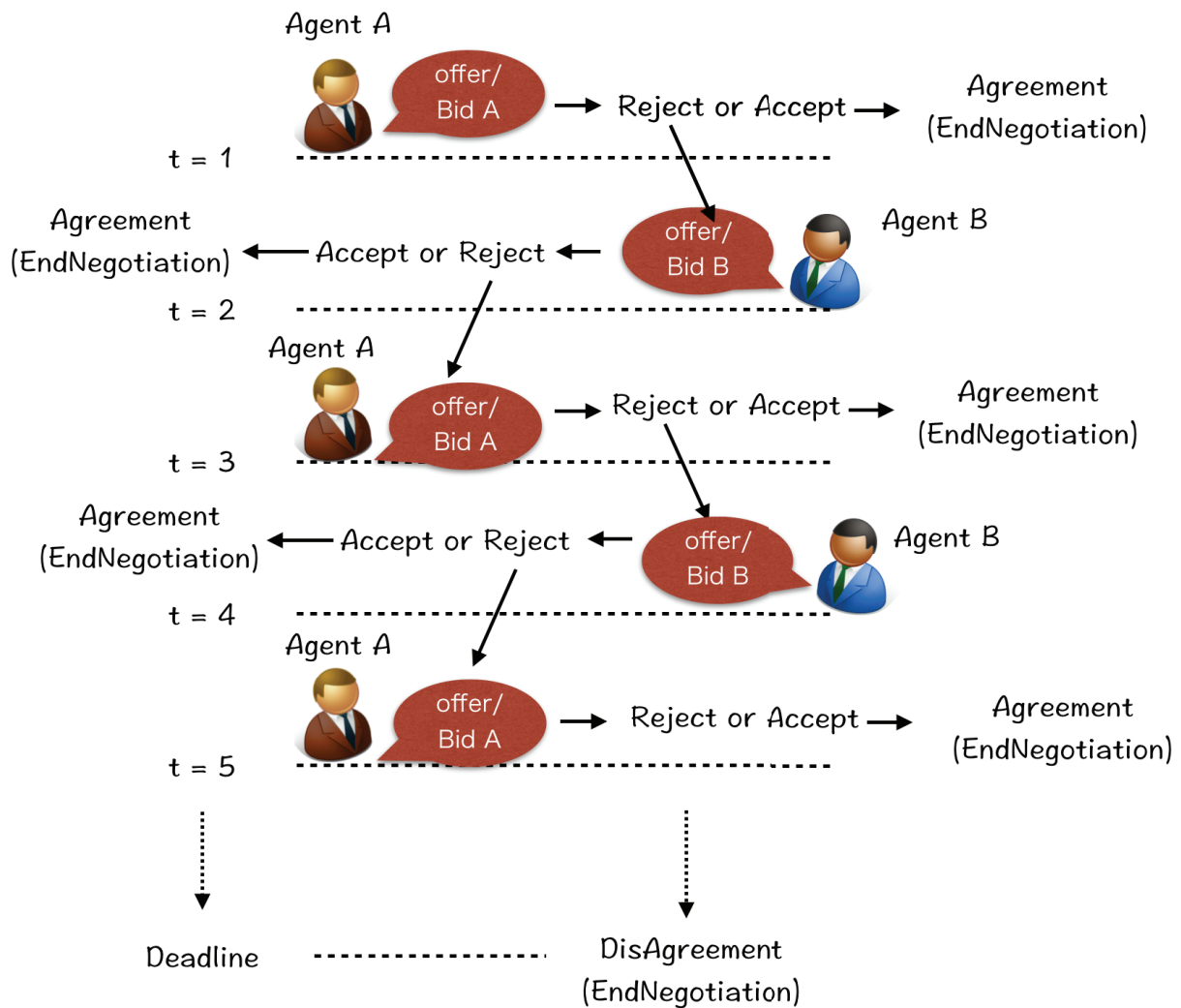


図4.1: Alternating Offers の概要図

意の合意案候補である  $Bid_B$  を自動交渉エージェント  $A$  に Offer する．自動交渉エージェント  $B$  の Offer の後、再び行動権が自動交渉エージェント  $A$  に移る．本例のような手続きを繰り返し行う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．

#### 【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．

## 【割引効用】

本論文では、交渉条件の制約下で時間経過にともない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 [56] 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 (4.3) で定義される。

$$U_D(\vec{s}, t) = U(\vec{s}) \cdot df^t \quad (4.3)$$

## 【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が存在する。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 (4.4) で定義される。

$$RV_D(t) = RV \cdot df^t \quad (4.4)$$

## 4.4 K-近傍法に基づく合意案候補探索

## 4.4.1 合意案候補の提案

本論文で提案する自動交渉エージェントは、Social Welfare を高め早期合意形成を目的として合意案候補の提案を行う。次の手順にしたがって合意案候補を交渉相手に提案 (図 1 における *Offer*) する。

- 手順 1 交渉を行う際に交渉相手から提案された。また、その交渉において実際に合意できた合意案を *AgreedBid* 自身が提案して否定された合意案を *RejectedBid* として交渉履歴に保存する。
- 手順 2 一定以上の効用値を獲得できる合意案候補群を取得し、K-近傍法を使用して取得した合意案候補群から *NewAgreedBid* 群と *NewRejectedBid* 群に分類する。手順 2 に関しては 4.3 節で詳細を説明する。
- 手順 3 分類して得られた *AgreedBid* 群より、交渉相手の提案履歴の中から近傍する提案の頻度、および近傍に提案された合意案をもとにパレート改善を行い、最終的な合意案候補群を獲得する。

## 4.4.2 交渉経過時間を考慮した合意案候補の探索

PRIANAC では 1 回の交渉を 10 秒間で行い、同時交渉条件で交渉を 100 回繰り返す。そのため、多くの参照できる情報が取得可能であり、交渉相手の選好情報を特定しやすい。参

照できる情報は以下のものである。

- 交渉参加者の提案応答履歴
- 合意結果における経過時間
- 交渉における合意案

PRIANAC では 1 回の交渉が 10 秒間という短時間で行われるため、効率的に合意案候補の探索を行う必要がある。既存自動交渉エージェントの合意案候補の探索手法は焼きなまし法 (SA) による合意案候補探索と近傍探索、頻度探索によるパレート改善を行うことで合意案候補は探索される。既存手法の場合、現在実行している交渉の交渉情報のみを参照しパレート改善を行うため、交渉終盤にならないと十分な交渉情報を得ることができない。よって、既存手法では早期合意形成を行うことができなくなる。また自動交渉エージェントは自身の閾値以上の合意案候補を獲得し交渉相手に *Offer* するため、交渉経過時間により合意案候補の優先順位も変化する。そのため、全体の効用を高めつつ早期合意形成を行うためには、交渉経過時間も考慮した合意案候補探索が必要となる。図4.2 は自動交渉エージェントが提案した合意案の効用値の推移である。図4.2 が示すように自動交渉エージェントは交渉経過時間によって、提案する合意案が変化する。

#### 4.4.3 初期の合意案候補の作成

本自動交渉エージェントは、以下の (1) と (2) の 2 つの方法で、初期の合意案候補の集合を生成する。

1. 過去の入札履歴のなかの入札から、あらかじめ設定した最大閾値と最小閾値の間の効用を得られ、かつ経過時間による閾値を上回る効用を得られる入札の集合を初期の合意案候補の集合とする。

- 最大閾値と最小閾値は以下の 9 つのペアからランダムに選ぶ。9 つのペアは経験的に与えた値である。

(最大, 最小)=(0.90, 0.85), (0.85, 0.825), (0.825, 0.80), (0.80, 0.775), (0.775, 0.750), (0.750, 0.725), (0.725, 0.70), (0.70, 0.675), (0.675, 0.650)

- 経過時間による閾値 (TimeTh) は以下の式で与えられる。

$$TimeTh = \begin{cases} 0.7 - 0.1 \times time & (time \geq 0.5) \\ 0.7 + 0.4 \times time & (otherwise) \end{cases}$$

2. (1) の方法で得られる入札がなかった場合は、ランダムに 1 つ合意案候補を生成する。

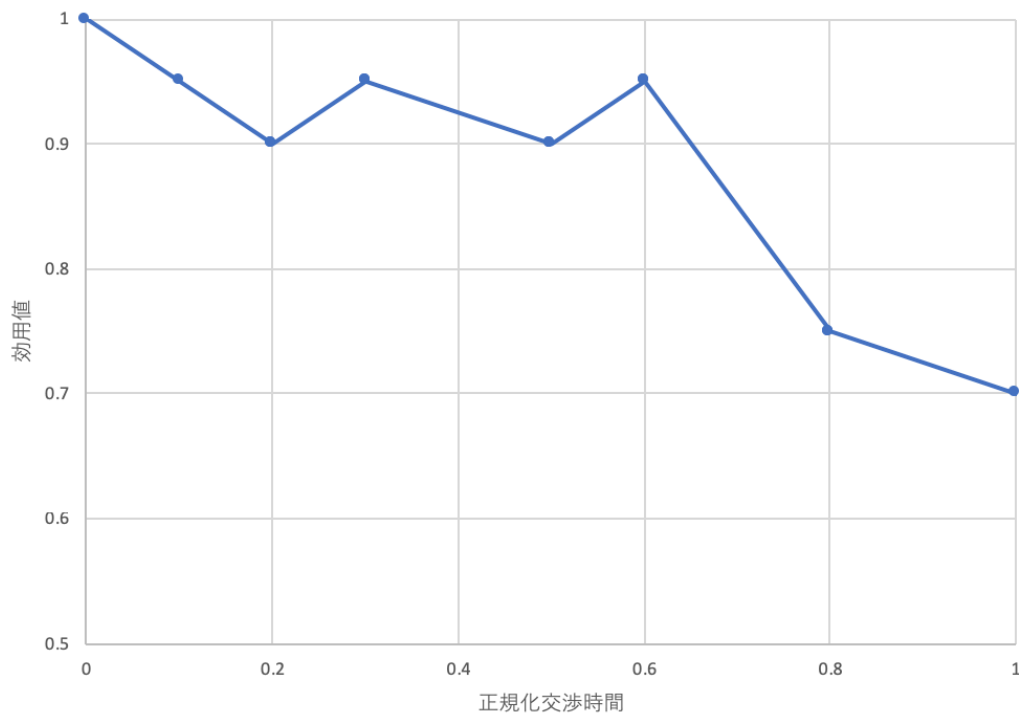


図4.2: 交渉時間に基づく合意案候補の効用値の推移

#### 4.4.4 K-近傍法による合意案候補群の分類

提案手法では交渉参加者の提案応答一覧を獲得し、交渉相手が *Offer* した合意案と本論文で提案する自動交渉エージェントが *Offer* した合意案を以下の 2 つの合意案としてラベル付けを行い保存する。

**AgreedBid** : 交渉相手が *Offer* した合意案, または実際にある交渉で合意した合意案

**RejectedBid** : 提案する自動交渉エージェントが *Offer* したが合意できなかった合意案

本論文で提案する自動交渉エージェントは, K-近傍法による合意案候補の探索を行う. 手順 1 で先ほど説明したように交渉相手との交渉で得た AgreedBid, RejectedBid の記録を保存する. そして手順 2 で一定以上の効用値を獲得できる合意案候補群を AgreedBid, RejectedBid に分類する. K-近傍法による分類を行うので, 提案応答として保存されている合意案 (AgreedBid, RejectedBid) と合意案候補群のすべて合意案のユークリッド距離を算出する必要がある. 分類する際に使用する特徴量として以下の 2 つの要素を使用する.

**Time** : 交渉者がある合意案を *Offer* した時間

**Utility** : 提案する自動交渉エージェントが *Offer* された合意案, または自身が *Offer* した合意案を提案する自動交渉エージェントの効用空間において効用値を算出して獲得できる効用値

図4.3 に K-近傍法による合意案候補の分類の概要図を示す.

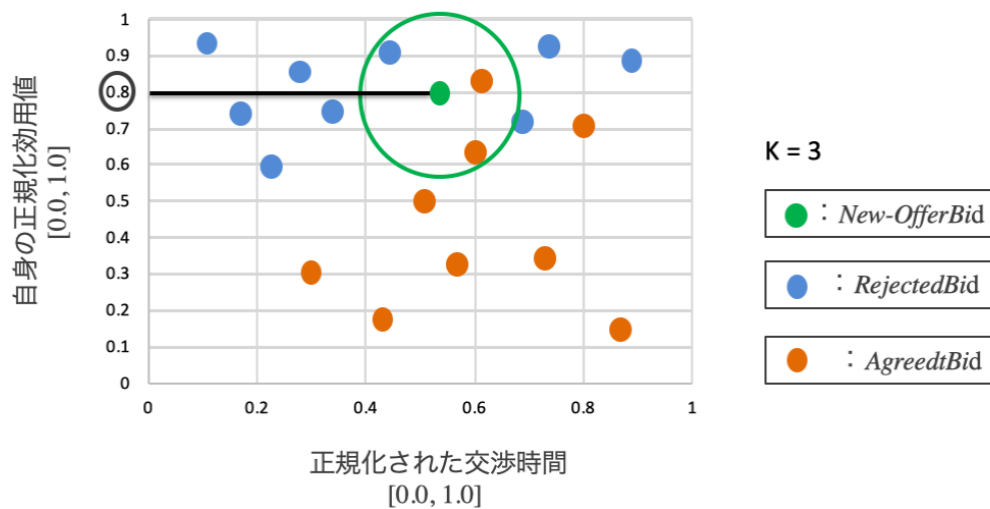


図4.3: K-近傍法による合意案候補の分類の概要図

一定以上の効用値を獲得できる合意案の総数を  $n$  個, 合意案候補群に含まれる合意案を  $B_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , 合意案が *Offer* された時間を  $B_i^{Time} (i = 1, 2, \dots, n)$ , 合意案の効用値を  $B_i^{Util} (i = 1, 2, \dots, n)$  とし, また, 過去の交渉の提案応答一覧として保存されている合意案の総数を  $m$  個, 保存されている合意案を  $RB_j (j = 1, 2, \dots, m)$ , 合意案が *Offer* された時間を  $RB_j^{Time} (j = 1, 2, \dots, m)$ , 合意案の効用値を  $RB_j^{Util} (j = 1, 2, \dots, m)$  としたとき, ある合意案  $B_i$  に対してユークリッド距離  $d_i (i = 1, 2, \dots, n)$  は式 (4.5) で導出される.

$$d_{ij} = \sqrt{(B_i^{Time} - RB_j^{Time})^2 + (B_i^{Util} - RB_j^{Util})^2} \quad (4.5)$$

式 (4.5) で導出されたユークリッド距離をソートし, 一定以上の効用値を獲得できる合意案候補群を新しい AgreedBid 群, RejectedBid 群に分類する. 新たに得られた AgreedBid 群中から再び合意案候補の探索を行いパレート改善を行う.

K-近傍法による合意案候補の探索は次のような処理で行われる. アルゴリズムの詳細を

Algorithm 1に示す.

1. 過去の提案応答一覧から合意案候補群を獲得し (1 行目), 一定以上の効用値を獲得できる合意案候補群を獲得する (2 行目).
2. 手順 2 で獲得した合意案候補群の合意案と手順 1 で獲得した合意案候補群の合意案とのユークリッド距離をすべて算出する (7 行目から 13 行目).
3. ユークリッド距離を算出し, 新たに AgreedBid と分類された Bid を NewAgreedBidlist に追加する (14 行目から 23 行目).
4. NewAgreedBidlist の合意案をパレート改善するための関数を呼び出す (24 行目).

---

**Algorithm 1** K-近傍法による合意案候補の探索アルゴリズム詳細
 

---

```

1: PastBidlist: 過去の提案応答一覧として保存されている合意案候補群 (GENIOS から提供される)
2: Bidlist: 前もって定義した以上の効用値が獲得できる合意案候補群
3: NewAgreedBidList: 新たに AgreedBid として分類された合意案候補群
4: Function KnnBidSearch:
5:   NewAgreedBidList := {}
6:   dis_list := {}
7:   for  $i = 0$  to Bidlist.size do
8:     for  $j = 0$  to PastBidlist.size do
9:        $Bid = Bidlist[i]$ 
10:       $PastBid = BidList[j]$ 
11:       $dis\_list.add(EuclidDistance(Bid, PastBid))$ 
12:    end for
13:  end for
14:   $sort(dis\_list)$ 
15:   $k := sqrt(dis\_list.size)$ 
16:  for  $m = 0$  to  $k$  do
17:    if  $dis\_list[m].includedinAgreeBid$  then
18:       $agreedcount++$ 
19:    end if
20:  end for
21:  if  $agreedcount > k/2$  then
22:    NewAgreedBidList.add(Bid)
23:  end if
24:  パレート改善のため getBidbyNeighborhoodSearch と getBidbyFrequencySearch を呼ぶ.
25:

```

---



#### 4.4.5 合意案候補のパレート改善

交渉において交渉相手の合意を得るためには自身のみならず相手にとっても効用値が大きくなる合意案候補を提案する必要がある。既存の自動交渉エージェントの場合は自身の効用関数のみを考慮した合意案候補の探索を行った後に近傍探索と頻度探索によるパレート改善を行うが、提案する自動交渉エージェントはあらかじめ K-近傍法により相手にも有利となるような合意案候補群を交渉時間に基づいて作成した後にパレート改善を行うので Social Welfare を高めつつ早期合意形成が可能となる。提案する自動交渉エージェントは手順 3 ではパレート改善手法として近傍探索と頻度探索によるパレート改善を行う。

##### 【近傍探索によるパレート改善】

パレート改善はまず近傍探索を行う。近傍探索とは探索範囲を基準とする合意案候補の近傍に限定する局所探索である。また、近傍探索は相手が提案した合意案候補が充足する制約を相手が提案した合意案候補の近傍にも充足するというヒューリスティックスに基づいている。近傍探索による合意案候補の探索処理は Algorithm 2 であり、その概要を示す。

1. K-近傍法で分類した新たな合意案候補群を NewAgreedBidlist とする（1 行目）。
2. 基準となる合意案候補を、最後に相手が提案した合意案候補 mOfferedBid とする（2 行目）。
3. mOfferedBid と NewAgreedBidList を比較し、選択肢が同じであれば matchingcount をインクリメントする（7 行目から 19 行目）。
4. matchingcount が論点数の半数以上であれば NeighborhoodBidlist に追加する（16 行目から 18 行目）。

##### 【頻度探索によるパレート改善】

頻度探索とは、探索範囲を相手の提案履歴において頻出する要素に限定する局所探索である。頻度探索は相手が頻繁に提案する合意案候補の要素が、相手の効用関数において重要な制約を充足するというヒューリスティックスに基づいている。非線形効用関数 [68] の場合、二項制約のように複数の要素によって充足される制約が存在する。したがって、頻出する要素を組み合わせた合意案候補が必ず相手にとって効用値が大きいとは限らない。しかし、非線形効用関数であっても、K-近傍法のみよりも、頻度探索を併用する K-近傍法のほうが、相手に提案する合意案候補のパレート改善が期待できる。その理由は、相手の提案履歴において頻出する要素が多い時は、相手がより合意案をより好んでいる可能性が高いためである。K-近傍法のみの場合は過去に合意したか否かという情報であり、頻度までは考慮されていない。頻度探索による合意案候補の探索は次のような処理で行われる。Algorithm 3 に詳細を示す。

**Algorithm 2** 近傍探索による合意案候補の探索アルゴリズム詳細

---

```

1: NewAgreedBidList: 新たに AgreedBid として分類された合意案候補群
2: mOfferedBid: 相手から Offer された合意案
3: IssueList: 論点のリスト
4: NeighborhoodBidList: 相手から Offer された合意案と類似度の高い合意案候補群
5: Function getBidbyNeighborhoodSearch (NewAgreedBidList):
6:   NeighborhoodBidList := {}
7:   for  $i = 0$  to NewAgreedBidList.size do
8:     AnAgreedBid = NewAgreedBidlist[i]
9:     for  $j = 0$  to issuelist.size do
10:       offeredValue = mOfferedBid.getValue()
11:       agreedValue = AnAgreedBid.getValue()
12:       if offeredValue == agreedValue then
13:         matching_count ++
14:       end if
15:     end for
16:     if matching_count >= (issuelist.size/2) then
17:       NeighborhoodBidList.add(AnAgreedBid)
18:     end if
19:   end for
20: return NeighborhoodBidList

```

---

1. 基準となる合意案候補を、近傍探索で獲得した合意案候補群 NeighborhoodBidList とする（1行目）.
2. 交渉プラットフォームの Genius の提供する情報の1つである allValueFrequencylist を獲得し、各論点で、最も選択された頻度の高い選択肢を獲得する（2行目）.
3. NeighborhoodBidList と比較し、選択肢が同じであれば matchingcount をインクリメントする（9行目から24行目）.
4. matchingcount が論点数の半数以上であれば FrequencyBidlist に追加する（25行目から27行目）.

## 4.5 評価実験と考察

### 4.5.1 評価実験設定

本論文で提案した自動交渉エージェントの評価を行うために、ANAC の決勝大会と PRIANAC 決勝大会の自動交渉エージェントと対戦して、獲得効用スコアと社会的余剰ス

**Algorithm 3** 頻度探索による合意案候補の探索アルゴリズム詳細

---

```

1: NeighborhoodBidList: 近傍に Offer された合意案と類似度の高い合意案候補群
2: FrequencyBidList: 交渉相手の提案頻度の高い合意案候補群
3: allValueFreqList: 交渉相手の選択肢の頻度行列
4: issueList: 論点のリスト
5: Function getBidbyFrequencySearch (NeighborhoodBidList)
6: for  $i = 0$  to NeighborhoodBidList.size do
7:   matchingCount:=0 //NeighborhoodBid と FrequencyBid の類似度指標
8:   for  $j = 0$  to issueList.size do
9:     valueList = issueList.getValue //各論点の選択肢リスト
10:    for  $k = 0$  to valueList.size do
11:      if allValueFreqList[k]  $\geq$  highValueCount then
12:        //各論点の中で最も選択された選択肢の選択回数
13:        highValueCount = allValueFreqList[k]
14:        //各論点の中で最も選択された選択肢
15:        highValue = allValueFreqList.getValue
16:      end if
17:    end for
18:    NeighborValue:=NeighborhoodBid に含まれる論点に与えられた選択肢
19:    if NeighborValue == highValue then
20:      matchingCount++
21:    end if
22:  end for
23:  if matchingCount  $\geq$  (issueList.size/2) then
24:    FrequencyBidList.add(NeighborhoodBidList[i])
25:  end if
26: end for
27: return FrequencyBidList

```

---

コア, ナッシュ交渉解との距離 (Distance to Nash), 交渉経過時間 (Time) を導出する. 評価方法は ANAC の交渉ドメインを用いて提案した自動交渉エージェントと既存上位の自動交渉エージェントを含めた全 6 の自動交渉エージェントを総当たりさせ交渉を行う. 獲得効用スコア, 社会的余剰スコア, ナッシュ交渉解との距離, 交渉経過時間は各自動交渉エージェントが行うすべての交渉を測定して平均値を求める. 自動交渉エージェント同士が行う交渉は 10 秒間に 1 回の交渉とし, 同じ交渉条件下での交渉を 100 回繰り返す. 100 回繰り返したら自動交渉エージェント同士の交渉は終了とし, 100 回交渉を行って得た獲得効用スコア, 社会的余剰スコア, ナッシュ交渉解との距離, 交渉経過時間の平均を算出する. K-近傍法において過去のデータの参照は, 同一ドメイン, 同一対戦相手に対して行う. 表4.1 は

評価実験で使用する ANAC の交渉ドメインのドメインの大きさ，論点数，割引効用  $df$ ，および留保価格  $RV$  をまとめた表である．表4.2 は評価実験で使用する各年の ANAC の大会で決勝に進出した自動交渉エージェント，および PRIANAC の Social Welfare 部門で優勝した自動交渉エージェントをまとめた表である．

表4.1: ANAC で用いられた制約集合

ドメイン名	論点数	ドメインの 大きさ	df	RV
partydomain	6	3072	1.0	0
smartEnergyGrid	4	625	1.0	0
DomainTwf	2	25	0.2	0.05
Bank-robbery	3	18	1.0	0.2
Tram	7	972	1.0	0.5
freemarket	4	625	0.1	0.25
JapanTrip	4	240	0.9	0.9
triangularFight	2	9	0.1	0.3

表4.2: 過去の上位の自動交渉エージェント

自動交渉エージェント名	出場の大会名
Atlas3	ANAC2015
Caduceus	ANAC2016
Farma	ANAC2016
PonPokoAgent	ANAC2017
Agent33	PRIANAC2018 社会余剰部門

#### 4.5.2 評価結果と考察

【概要】

表4.3: 既存上位エージェントを加えた場合の獲得効用値の平均と社会的余剰の平均（括弧内は標準偏差）

エージェント名	獲得効用値	順位	社会的余剰	順位
Atlas3	0.839(0.160)	3	1.345(0.536)	5
Caduceus	0.782(0.198)	5	1.320(0.480)	6
Farma	0.884(0.097)	1	1.495(0.439)	2
PonPokoAgent	0.846(0.178)	2	1.395(0.524)	3
Agent33	0.696(0.190)	6	1.395(0.444)	4
<b>Our Agent</b>	<b>0.802(0.081)</b>	<b>4</b>	<b>1.522(0.336)</b>	<b>1</b>

表4.4: 既存上位の自動交渉エージェントを加えた場合のナッシュ交渉解との距離の平均値と交渉時間の平均値（括弧内は標準偏差）

自動交渉エージェント	ナッシュ交渉解との距離	順位	交渉時間	順位
Atlas3	0.345(0.355)	6	5.437(4.106)	5
Caduceus	0.286(0.307)	4	7.119(2.529)	6
Farma	0.189(0.240)	2	5.142(3.841)	3
PonPokoAgent	0.217(0.299)	3	5.320(3.483)	4
Agent33	0.314(0.275)	5	4.483(3.848)	2
<b>Our Agent</b>	<b>0.135(0.174)</b>	<b>1</b>	<b>4.481(3.289)</b>	<b>1</b>

表4.3 のグラフから、提案するエージェントは ANAC の様々な交渉ドメインでは、既存上位エージェントと比べて Social Welfare におけるスコア順位が最も大きいことが明らかになった。Atlas3, Agent33 は ANAC, PRIANAC の Social Welfare の部門で優勝したエージェントである。本研究で提案した自動交渉エージェントは、表4.3のとおり、Atlas3, Agent33 よりも高い Social Welfare を獲得することができた。提案した自動交渉エージェントの合意案候補の探索手法は交渉相手の *Offer* した時間を参考にしたため、既存上位エージェントよりも安定して高い Social Welfare を獲得できたと考えられる。

表4.4は既存上位エージェントを加えた場合のナッシュ交渉解との距離 (Distance to

Nash) と交渉時間 (Time) を示している. 表4.4から, 提案した自動交渉エージェントは ANAC の様々な交渉ドメインでは, 既存上位の自動交渉エージェントと比べて提案した自動交渉エージェントはナッシュ交渉解から最も近い距離で合意しており, 合意にいたるまでの交渉時間が最も短いことが分かる. 提案した自動交渉エージェントは過去の交渉情報を参照し合意案候補の探索を行うため, 交渉の序盤から交渉相手の選好情報を予測して合意案候補の探索を行うことができる. ANAC 上位エージェントは現在行っている交渉の情報のみを参照した頻度探索, 近傍探索によるパレート改善を行っていた. Farma はナッシュ交渉解との距離が全エージェントの中で 2 番目に近くパレート改善が行えているが, 交渉時間は PRIANAC の上位の自動交渉エージェントである Agent33 と提案した自動交渉エージェントよりも遅い. 自動交渉エージェントには, 早期合意形成のために合意案候補の探索という課題がある. PRIANAC の自動交渉エージェントである Agent33 と提案した自動交渉エージェントは ANAC 上位の自動交渉エージェントよりも早期合意形成を行うことができた. Agent33 は交渉相手の提案応答を次の交渉から参照することにより, 交渉の序盤から十分な情報量でパレート改善を行うことが可能であるが, 交渉時間を考慮したパレート改善を行わないため合意形成にはいたるがナッシュ交渉解との距離が遠くなってしまう. 提案した自動交渉エージェントは交渉時間を考慮したことにより, 表4.4のとおり早期合意形成, ナッシュ交渉解という観点で既存の自動交渉エージェントよりも優れていることを示した. 【近傍数  $K$  について】

本論文では, 近傍数  $K$  を変化させ, ドメインに依存して最適な  $K$  がどの程度異なるかについて試行錯誤したが, 一般性のある知見を得ることは今の所できていない. これは, ANAC や PRIANAC という競技会の性質として, 交渉相手の自動交渉エージェントおよびドメインの設定によって大きく交渉自体の性質が異なる点があげられる. 交渉相手やドメインによって交渉自体の性質が異なることから, 一般性を見出せないため, 本論文での  $K$  の値の決め方は,  $K$  近傍法において一般的な経験則として知られる「データ数の平方根」を用いた (文献 [68] など). すなわちここではデータとなる合意案候補の数の平方根として計算している. 本手法を用いることで, 上記で示すような, 既存の自動交渉エージェントを超える高い獲得効用値, 高い Social Welfare, ナッシュ交渉解の近さ, 交渉時間の短さを実現している.

理想的には,  $K$  の値に対して結果がどの程度ロバストか, ドメインに依存した最適な  $K$  の値がどの程度になるかについて調査をする必要がある. たとえば, 理想的なドメインと理想的な交渉相手を仮定したうえで理想的な  $K$  の値を求め, 具体的な交渉相手やドメインに対応させていくことが可能である. ただし, ANAC や PRIANAC という競技会の性質としてベースラインとなるデータセットが揃っていない状況である. 一般的な機械学習に関する

研究は、一般的にはベースラインとなるデータセットが十分に揃っている状況で理想的な  $K$  の値を求める。したがって、ANAC や PRIANAC の競技会を対象として行うには、ベースラインとなるより多くのデータセットと、そのデータの整理、そして理想的な  $K$  の値に関する考察と、ANAC や PRIANAC で使われている GENIUS というゲーム環境を用いた多くの実時間を必要とする評価実験を実行する必要がある。これは大変興味深い研究課題であり、今後の課題とする。

【平均値と標準偏差による結果の有意差について】

平均値と標準偏差により各評価項目について以下のように考察する。

- 獲得効用値については、標準偏差が平均値に対して  $1/5 \sim 1/10$  となっており、バラツキがやや大きい結果であった。
- Social Welfare については、標準偏差が平均値に対して  $1/2 \sim 1/4$  となっており、バラツキはそれほど大きくない。
- 交渉時間については、どの結果も平均値に標準偏差が非常に近く、バラツキの少ない結果といえる。
- ナッシュ交渉解の近さについては、平均値に対して標準偏差が大きい。これはナッシュ交渉解との近さについては現状のデータ数では正規分布が仮定できないと思われる。

以上より、本論文の目的である、Social Welfare と交渉時間については、バラツキの少ない結果を得ることができている。

## 4.6 結言

本研究では、相手の選好情報が明らかでない二者間複数論点交渉問題において  $K$ -近傍法と頻度探索、近傍探索による合意案候補の探索を実現した。 $K$ -近傍法による分類を行うことであらかじめ互いに利得を高められるような合意案候補を獲得し、頻度探索と近傍探索によるパレート改善を行うことで交渉ドメインに依存することなく Social Welfare を高めた。また過去交渉情報を参照することにより早期合意形成も可能にした。今後の課題として、より多くの交渉問題で提案した自動交渉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合意案候補探索手法を多者間交渉問題へ拡張することなどがあげられる。さらに、実験では両者を総合した評価なので、どちらの方がより効いているのか、またドメインによって効果の傾向が変わるのか、実験および考察も今後の課題とする。

## 第 5 章

# 説明可能な協調モデルの実現

### 5.1 序言

本章では非線形効用関数から効用空間を表現したドメイン上で行われる自動交渉において説明が可能な妥協のモデル化の実現を目的としている．自動交渉 [69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77] はマルチエージェントシステムの分野で研究が進められており，将来に必要な技術として期待され，国際自動交渉競技会（International Automated Negotiating Agents Competition : ANAC）が 2010 年頃から開催されている．ANAC は交渉ルールを毎年変更することで，多くの異なる自動交渉エージェントが提案されている．しかし，ANAC では採用している効用空間のモデルのために研究として焦点を当てるのが困難な問題がある．それは妥協プロセスを説明することである．交渉では自動交渉エージェントが自らの利益のみを考慮すると合意に達することができない場合がある．したがって，自動交渉エージェントは他者と合意に達するために，協調する戦略が必要不可欠である．cap4 章で述べた自動交渉エージェントを含め，既存の自動交渉エージェントの多くは，相手の申し出を強制的に受け入れる仕組みとして閾値を単に調整する *ad-hoc* な妥協プロセスを採用している．そのため，自動交渉エージェントが合意に必要な閾値を超えていない場合，閾値を下げることで提案を受け入れる行動が人の交渉におけるどの行為に当たるのかを説明することができない．本研究では上記の問題に対処するために，説明可能な妥協プロセスが表現できるモデルを提案する．妥協プロセスは自動交渉エージェントの制約を削除することで，相手の申し出を受け入れることができる．制約は各論点に含まれ，満たされると自動交渉エージェントがこの制約の効用値を取得する．たとえば，車の購入に関連する論点には，車体の色，価格，車種が含まれるとする．論点の「車種」が「スポーツカー」の場合，車体の「色」は「赤」を満たすと効用値が取得できる．つまり，制約が満たされると自動交渉エージェントは効用値を取得し，満たされない場合は効用値の取得ができない設定になっている．

また，本研究における制約は特定の論点を構成している．この章では論点として，*Shared Issue* と *Local Issue* を想定している．1 つ目の *Shared Issue* とは，複数の自動交渉エー



エージェント間で共有している論点のことである。Shared Issue では双方の自動交渉エージェントが同じ論点の値を持っている場合は、自動交渉エージェントが合意したことを示している。2 つ目の Local Issue とは、自動交渉エージェントの固有の論点のことである。Local Issue は他の自動交渉エージェントが知り得ない論点である。以上で定義した Shared Issue と Local Issue から本研究で提案する Shared Issue and Local Issue Model (以下, SL モデル) は構成されている。SL モデルにおける合意形成では、自動交渉エージェントの Local Issue を可能な限り満たしながら、同時に相手の自動交渉エージェントと同じ Shared Issue の値を保持する必要がある。自動交渉エージェントの Shared Issue が相手と同様の値に変更できた場合、自動交渉エージェントは合意に達することができる。そのため、自動交渉エージェントは自身の効用をできる限り最大化しつつも、相手の自動交渉エージェントと同じ Shared Issue の値になるように協調を行う。協調は自動交渉エージェント独自の Local Issue を 1 つずつ削除することで「制約緩和」として表現する。具体的には自動交渉エージェントに対して信じる制約集合 (IN) と信じない制約集合 (OUT) があると仮定する。初期状態ではすべての制約が IN であり、自動交渉エージェントが特定の制約を IN から OUT に移動することで制約緩和が行われる。

制約緩和は自動交渉エージェントが制約を IN から OUT にすることで様々な戦略を想定することができ、本研究では以下の 4 つの方法を提案する。

1. 最小値に基づく制約の緩和
2. ランダム制約緩和
3. 距離に基づく制約緩和
4. 最小値と距離に基づく制約緩和

本章の 2 節では自動交渉エージェントと交渉プロトコルについて説明する。3 節では、新しく提案された制約緩和に基づく妥協アルゴリズムを提案する。4 節では実験結果について説明し、議論する。5 節では提案した交渉モデルと従来の関連研究との違いを明確にする。6 節では本研究の内容をまとめ、今後の研究について述べる。

## 5.2 自動交渉におけるハイパーグラフによる効用の表現

### 5.2.1 ハイパーグラフによる効用の表現

自動交渉エージェントは複雑な効用空間 [32] を持つものとする。複雑な効用空間 [78], [79], [80] には様々な表現方法が提案されている。本論文では、論点間の依存関係に注目したモデルを表現するために、ハイパーグラフによる表現 [81], [82] を用いる。「ハイパーグ

ラフ」はエッジが複数のノードと結合できる数学的表現である．ハイパーグラフを使用した効用空間は「効用ハイパーグラフ」と呼ばれ，ノードは  $I$  論点集合であり，エッジ  $C$  は制約集合である．自動交渉エージェント  $a$  の効用空間  $U$  は，ハイパーグラフ  $(I, C)$  で表される． $I_i \in I$  は論点集合（ノード）， $C$  は制約集合（エッジ）から構成されている．各論点  $I_i$  には所定の範囲  $D_i$  内の論点値（Issue Value）がある．例えば，車を購入する場合の論点の一つ「車体の色」は，「赤，青，緑」という範囲のどれかの論点値を持つ．制約  $C_j \in C$  は  $(v_{C_j}, \phi_{C_j}, \delta_{C_j})$  で表現される．ここでの  $v_{C_j}$  は制約  $C_j$  の値を表し， $\phi_{C_j}$  は制約のある論点の集合である．したがって， $\delta_{C_j}$  は， $\delta_{C_j} = \{range_{C_j}(I_i) : I_i \in \phi_{C_j}\}$  の範囲（Range）の集合である．制約  $C_j$  が満たされる条件は次のとおりである．Issue  $I_i$  が想定する値は  $x_{I_i}$  である． $C_j$  が満たされると  $C_j$  を持つ自動交渉エージェントはその価値  $v_{C_j}$  を取得する．

$$C_j = \begin{cases} \text{satisfy} & \text{if } x_{I_i} \in range_{C_j}(I_i) \quad \forall I_i \in \phi_{C_j} \\ \text{unsatisfy} & \text{otherwise} \end{cases}$$

ハイパーグラフに基づいた効用モデルの設定は次のとおりである．

- ・ 制約の独立性：各制約は独立を仮定している．つまり，1つの制約が緩和されても，他の制約に影響を与えない．また，制約緩和では1つのノードの緩和が他のノードの効用値に影響することはない．
- ・ 入れ子構造のグラフ：入れ子構造で表現されたグラフは，より複雑になる可能性がある．入れ子構造のグラフの場合でも，個々の制約が独立しているため，本研究で提案する戦略は機能する．
- ・ 論点の相互依存：制約は，交渉における論点の相互依存を表している．したがって，制約間の依存関係を考慮することで効用値は高くなるが，依存関係がより複雑になる．
- ・ Nonlinearity：効用ハイパーグラフは，人の複雑な効用を非線形効用関数から表現するために提案された．従来の非線形効用関数は，実用的なアプリケーションを扱うために広く研究 [83][84][85][32][81] されており，一般的な加法性を基本的には想定していない．
- ・ Applications：効用ハイパーグラフによる表現は，人が非線形効用を持っている場合の交渉を表現することができる．たとえば家を購入する決定を下す際にいくつかの論点と関連する代替案がある．論点は「地域」，「価格」，「住宅外観」，「近隣環境」があるとする．地域の代替案は「住居地域」，「商業地域」，「工業地域」，「田園住居地域」である．住宅外観の選択肢は「モダン」，「西洋風」，「和風」とする．あるエージェントが，地域として住居地域を選択し，家の住宅外観として「和風」を選択する．これは論点と代替案の相互依存関係を示している．また，本研究では代替案を新たに追加することはできないものとする．

ハイパーグラフに基づいた効用の表現は非線形効用関数を計算処理できるため、意思決定支援システムなどの実用的なアプリケーションに導入することが可能である。

図 5.1では Shared Issue と Local Issue を持つ自動交渉エージェントの効用ハイパーグラフの例を示す。

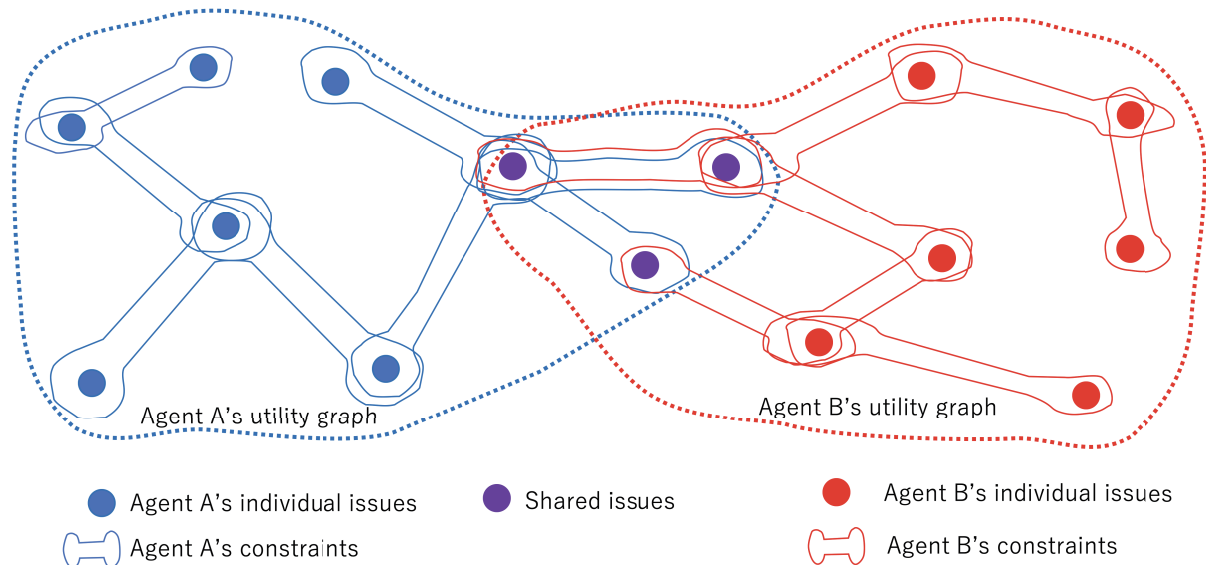


図5.1: Shared Issue and utility graph.

ここでは、2つのエージェントが効用ハイパーグラフを持つと同時に3つの論点を共有している。それぞれのエージェントは、各論点を結ぶ制約を持つ。論点は値をとる。制約は、結んでいる論点の値が、制約としての範囲 (range) に含まれる時充足する。制約が充足すると、エージェントはその制約から価値を得ることができる。

**Assumption 1** 満たすのが難しい制約はより高い値を持っている。

仮定1に従い、本論文の実験では以下の2つを仮定している。

- より広いの値域 ( $range_{C_j}$ ) を持っている制約の方が充足しやすいので、価値は低い。一方より狭い値域を持っている制約は充足しにくいので、価値は高い。
- さらに相手との合意が必要な Shared Issueの方が Local Issueより価値は高い。

### 5.2.2 SL モデルの計算量

自動交渉の分野において交渉相手の合意案候補を効率的に見つけることは重要な課題となっている。自動交渉では、効用空間の検索範囲が非常に大きいため、自動交渉エージェントにとって、効用値が高く交渉相手と競合しない合意案候補を効率的に見つけることは難し

い. 自動交渉エージェントが貪欲法で合理的な解決策を見つけるための計算量は理論的に次の式 (5.2) のとおりである.

$$O(nm) \quad (5.1)$$

ここでの  $n$  は論点の数であり,  $m$  は 1 つの論点における効用値である. 本研究では, 最悪計算量として, 論点の数と論点と繋がっている制約の数から効用値を求めることで, 計算することができる. 最悪計算量とは, ある処理にどのような入力を与えたとしても, それ以上に速い計算量になるものである.

従来の閾値に基づいた手法では, 各自動交渉エージェントの閾値を段階的に減らしていくことで, 合意が可能な閾値以上の効用値を見つけようとする. それとは対照的に, 提案した方法では, 最初に 1 つの制約を選択して削除し, 削除された制約を考慮しないで, 効用を最大化する合意案候補を見つける.

### 5.2.3 自動交渉のプロトコル

本章では妥協アルゴリズムに焦点を置くため, 交渉プロトコルは出来るだけ単純なものを用いる. 本稿では繰り返し同時提案プロトコルを採用する. すなわち, 毎回, 各エージェントが同時に提案を提出し, 提案が互いにとって受け入れられる場合に合意する. そうでなければ, 次の提案を行うという単純なプロトコルである. このプロトコルは, 何れかの自動交渉エージェントが妥協できない時は, 単純に繰り返すようになっている.

Algorithm 4は具体的な定義である.

---

#### Algorithm 4 Simultaneous repeated offer protocol.

---

```

1: repeat
2:   Each agent finds an optimal issue value assignment that maximizes its own utility
3:   If there are multiple optimal assignments, each agent chooses one of them randomly.
4:   Each agent simultaneously proposes the issue value for the Shared Issue as an offer
5:   bf Judging agreement :
6:   if if Both agents offer the same issue value for the Shared Issues then then
7:     they reach an agreement
8:   else
9:     Each agent performs the compromise process (refer to the next section).
10:  end if
11: until one of the agents cannot continue, i.e., no constraint can be relaxed or when the prescribed
    number of iterations is reached.
```

---

エージェントは妥協プロセスを行うことで自らの効用空間を変形させ, その中で最適な提

案を行う。つまり、本プロトコルでは、毎回の提案においてエージェントは自らの効用空間に基づいて最適な提案を行う。

自動交渉の研究分野では交互提案プロトコル [67] が採用されるが、どちらが先手で提案を出すかにより、妥協の戦略が変わってしまうため、今回は単純な繰り返し同時提案プロトコルを採用する。交互提案プロトコルへの拡張は今後の課題である。

### 5.3 制約緩和に基づく説明可能な妥協プロセス

#### 5.3.1 説明可能な妥協プロセス

本章では、制約緩和に基づく妥協プロセスを示す。制約緩和とは、満たすべき制約の数を少なくすることで、自分が取り得る効用（価値）の総和を少なくすることをいう。

これまでのほとんどの研究では、閾値に基づいた方法で合意がどのように達成されるかを説明するメカニズムが提案されていなかった。本研究では、充足可能な制約が緩和されることで、妥協を表現している。妥協プロセスでは、どの制約が削除されたかを確認できるため、自動交渉エージェントがどのように妥協し、どの制約が合意のために緩和されたかを知ることができる。この説明可能な妥協プロセスを達成するために本研究では制約を信じる（IN）制約と信じない（OUT）制約に分類する。最初にすべての制約は IN に設定され、緩和された制約は OUT に設定される。図5.2と図5.3は、提案する妥協プロセスの簡単な例を示している。図5.2では自動交渉エージェント 1 が論点  $I_1$  と論点  $I_s$  を持っている。

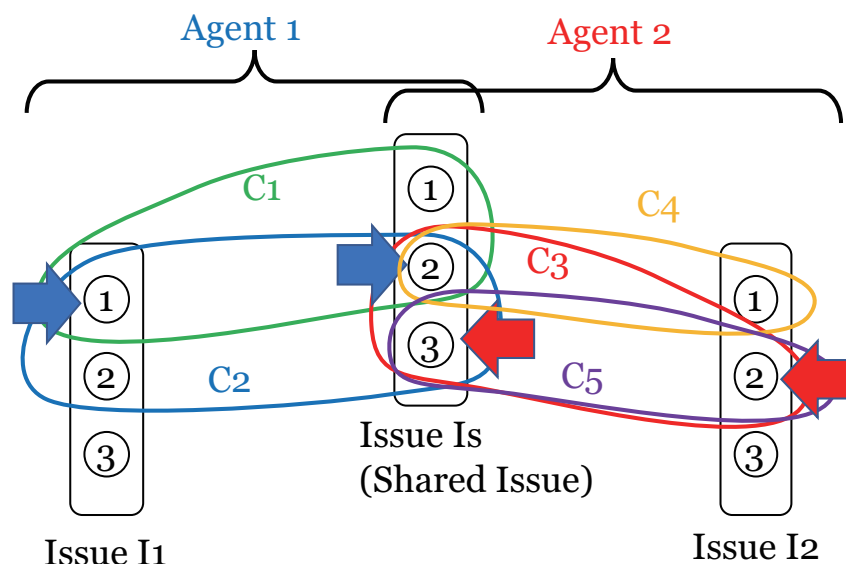


図5.2: 制約緩和に基づく合意の例 1 : 初期化

論点  $I_s$  は Shared Issue である．自動交渉エージェント 2 には，論点  $I_2$ ，および論点  $I_s$  がある．各論点には，1，2，または 3 の効用値がある．自動交渉エージェント 1 には， $C_1$ ，および  $C_2$  の制約がある．両方の制約が満たされると効用値が高くなるため，初期の最適解は  $I_1$  の場合は 1， $I_s$  の場合は 2 である．自動交渉エージェント 2 には  $C_3$ ， $C_4$ ，および  $C_5$  の制約がある．最適な解決方法は，論点  $I_s$  の場合は 3， $I_2$  の場合は 2 である．この場合，自動交渉エージェントは Shared Issue  $I_s$  に対して異なる論点の値を持っている．つまり，合意に達していない．したがって，各自動交渉エージェントは 1 つの制約を削除することにより妥協プロセスが実行できる．図5.3では，自動交渉エージェント 1 は制約  $C_1$  を OUT に設定し，自動交渉エージェント 2 は制約  $C_5$  を OUT に設定する．

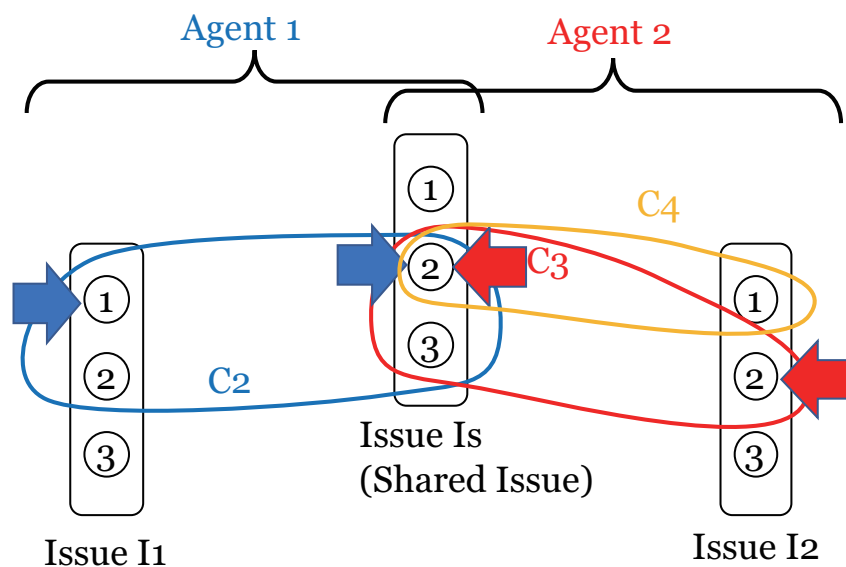


図5.3: 制約緩和に基づく合意の例 2：緩和による合意

その結果，自動交渉エージェント 1 の  $I_s$  論点値は 2 のままだが自動交渉エージェント 2 の  $I_s$  論点値は 2 になる．その結果，自動交渉エージェント 1 と自動交渉エージェント 2 は合意に達する．本研究で提案したモデルでは，妥協によってどの制約が OUT（信じていない）に設定されたかがわかるため，どの制約が省略されたか，その理由を説明することが可能になる．これは自動交渉エージェントが受け入れた閾値を単純に調整する既存研究 [69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77] とは異なっている．上記の例が示すように，エージェントはどの制約を緩和することで，合意ができたのかを説明ができる．従来の自動交渉エージェントは交渉による妥協プロセスを想定していないため，このような説明ができない．この説明可能性を表現する SL モデルは自動交渉の分野における新しい試みである．

本研究で提案する SL モデルは自動交渉エージェントが以前の Offer に戻ることができる．

既存の自動交渉の分野では自動交渉エージェントが以前の Offer に戻ることを想定していない [69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77].

提案した SL モデルは、自動交渉エージェントの制約を緩和した後、同じ Offer、つまり同じ効用値を選択するという意味で以前の Offer に戻ることができる。SL モデルでは Shared Issue を Local Issue から分離する。Offer は実際には Shared Issue に対するものであるが、Local Issue の値の選択は Offer の変更に影響する。したがって、SL モデルでは自動交渉エージェントが制約緩和によって Local Issue の値を変更した後、自動交渉エージェントが前の選考を好む場合、以前の Offer に戻ることができる。これは従来の自動交渉モデルと比較して、提案プロトコルの新しい点である。

本研究における制約は次のように説明できる。制約は自動交渉エージェントの効用全体の最小の構成要素である。制約は効用の一部として見ることができる。

自動交渉エージェントは効用空間に様々な制約がある。各制約にはそれぞれに対して異なる論点、論点の値、および効用値がある。これらの制約を蓄積することで自動交渉エージェントは効用空間全体を容易に把握することができない。効用空間では同じ論点を持ちながら異なる論点の値を持つ 2 つの類似した制約が存在する可能性がある。制約緩和は合意が可能な合意候補案を見つける方法である。自動交渉エージェントは妥協によって相手の申し出を受け入れることができる合意候補案を見つけようとする。この妥協は相手からの Offer を受け入れる可能性をオフにするのではなく、段階的な方法で行われる。

### 5.3.2 妥協プロセス

2.3節で述べた譲歩と妥協を本研究に合わせた定義を行い、妥協プロセスの概念を説明する。本研究で述べる妥協プロセスとは、譲歩と妥協を含んだ利害が異なる自動交渉エージェント同士が合意を目指す過程のことである。本研究では、妥協プロセスを説明するために、 $i, j$  から 2 者の自動交渉エージェントを用いる。 $t$  は Offer の回数を示しており、 $t'$  で終了する。論点  $I$  の選択肢を  $x$  とする。 $B$  は制約が満たされることで、得られる効用をどれだけ信じるかの度合いの集合である。自動交渉エージェントの効用関数は、 $u(x; B)$  となる。

自動交渉エージェント  $i$  の選択した値  $d$  は式 (5.2) で示される。

$$d_i^t = \operatorname{argmax}_x u_i(x; B_i) \quad (5.2)$$

また、自動交渉エージェント  $j$  の  $d$  は、式 (5.3) で示される。

$$d_j^t = \operatorname{argmax}_x u_j(x; B_j) \quad (5.3)$$

各自動交渉エージェントの状態は、 $S_t = (d_i^t, d_j^t)$  で表現する。以上の数式を用いて、妥協プロセスである譲歩と妥協について説明を行う。

## 【譲歩】

譲歩とは，交渉相手の自動交渉エージェントの Offer に対して，自らの効用が下がっても，合意を優先し，合意が得られる代替案を選択することである．そのため，相手は代替案を変更することはない．

図5.4は，譲歩の例を示している．

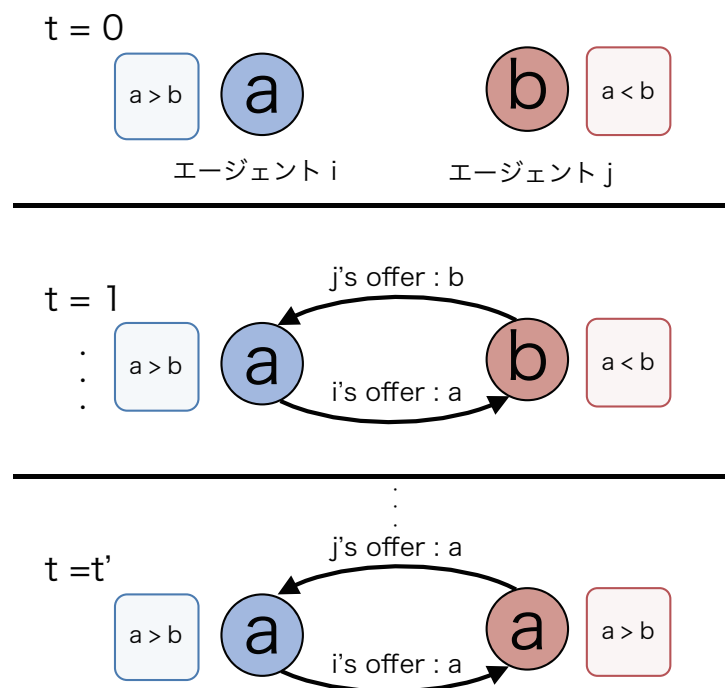


図5.4: 譲歩の例

ここでは，論点の選択肢  $x$  は， $x \in a, b$  の2つであるとする． $t=0$  の場合は  $S_t=(d_i^{t=0}, d_j^{t=0})=(a,b)$  である．Offer 回数が  $t=0$  の開始時は，自動交渉エージェント  $i$  の選好順序として， $u_i(a, B_i) \geq u_i(b, B_i)$  であり，自動交渉エージェント  $j$  の選好順序として， $u_j(a, B_j) \leq u_j(b, B_j)$  であったとする．Offer 回数が  $t=1$  で，自動交渉エージェント  $i$  が Offer として， $a$  を自動交渉エージェント  $j$  に行なったとする．自動交渉エージェント  $j$  は，選好順序が  $u_j(a, B_j^{t=1}) \leq u_j(b, B_j^{t=1})$  であるため，自動交渉エージェント  $i$  の Offer を却下する． $t=1$  よりも後の Offer では，自動交渉エージェント  $j$  が制約緩和を行うことで， $t=t'$  になるまで繰り返す．そして，Offer の回数が  $t=t'$  の終了時は，自動交渉エージェント  $i$  の選好順序として， $u_i(a, B_i^{t=t'}) \geq u_i(b, B_i^{t=t'})$  であり，自動交渉エージェント  $j$  の選好順序は， $u_j(a, B_j^{t=t'}) \geq u_j(b, B_j^{t=t'})$  となるため，合意が成立し，終了する．そのため，自動交渉エー



ジェント  $j$  の選好順序の変更は  $t = 0$  の  $u_j(a, B_j^{t=0}) \leq u_j(b, B_j^{t=0})$  から  $t=t'$  の  $u_j(a, B_j^{t=t'}) \geq u_j(b, B_j^{t=t'})$  へと制約を緩和することで実現している. よって, 図5.4から  $d_i$  と  $d_j$  の関係を述べると,  $t=0$  の初期値が  $d_i^{t=0} \neq d_j^{t=0}$  の状況から,  $t=t'$  で  $d_i^{t=t'} = d_j^{t=t'}$  となることで譲歩が示されており,  $S_t=(d_i^{t=t'}, d_j^{t=t'})=(a,a)$  となる. 譲歩は, 自動交渉エージェント  $i$  の選好順序と自動交渉エージェント  $j$  の選好順序として,  $d_i^{t=0} \neq d_i^{t=t'}$ , かつ  $d_j^{t=0} = d_j^{t=t'}$ , または  $d_i^{t=0} = d_i^{t=t'}$ , かつ  $d_j^{t=0} \neq d_j^{t=t'}$  となる必要がある. なお, 本研究では交渉に参加しているいずれか一方の自動交渉エージェントが代替案の変更を行わない場合のみを譲歩と定義する.

#### 【妥協】

妥協とは, 互いに自らの効用が下がっても, 合意を優先し, 合意が得られる代替案を選択することである. 互いに初期に選択していた代替案以外の代替案で合意する場合もある.

図5.5, 図5.6は, 妥協の例を示している. 妥協は 2 種類ある. 1 つ目は, 自動交渉エージェントが互いに初期に選択していた代替案以外を 1 度は選択した後にどちらかの自動交渉エージェントが初期に選択していた代替案で合意する場合である. 2 つ目は自動交渉エージェントが互いに初期に選択していない代替案による合意を行う場合である. 本研究では 1 つ目を自動交渉エージェントの初期合意案を満たす妥協として初期合意案を満たす妥協と定義する. 2 つ目は, 初期に選択していない代替案による合意を行う妥協として, 初期に選択していない代替案による妥協と定義する. なお, 図5.5, 図5.6ともに論点の選択肢  $x$  は,  $x \in a, b, c$  の 3 つあるとする.

#### 【初期合意案を満たす妥協】

図5.5は, 初期合意案を満たす妥協の例を示している.  $t=0$  の場合は  $S_t=(d_i^{t=0}, d_j^{t=0})=(a,b)$  である. Offer 回数が  $t = 0$  の開始時は, 自動交渉エージェント  $i$  の選好順序として,  $u_i(a, B_i) \geq u_i(b, B_i)$ , かつ  $u_i(b, B_i) \geq u_i(c, B_i)$ , かつ  $u_i(a, B_i) \geq u_i(c, B_i)$  であり, 自動交渉エージェント  $j$  の選好順序として,  $u_j(a, B_j) \leq u_j(b, B_j)$ , かつ  $u_j(b, B_j) \geq u_j(c, B_j)$ , かつ  $u_j(a, B_j) \geq u_j(c, B_j)$  であったとする.

Offer 回数が  $t = 1$  で, 自動交渉エージェント  $i$  が Offer として,  $a$  を自動交渉エージェント  $j$  に行なったとする. 自動交渉エージェント  $j$  は, 選好順序が  $u_j(a, B_j^{t=1}) \leq u_j(b, B_j^{t=1})$ , かつ  $u_j(a, B_j^{t=1}) \geq u_j(c, B_j^{t=1})$  であるため, 自動交渉エージェント  $i$  の Offer を却下する. Offer 回数が  $t = 2$  で自動交渉エージェント  $i$  が Offer として,  $a$  を自動交渉エージェント  $j$  に行なったとする. 自動交渉エージェント  $j$  は, 選好順序が  $u_j(b, B_j^{t=1}) \leq u_j(a, B_j^{t=1})$ , かつ  $u_j(a, B_j^{t=1}) \geq u_j(c, B_j^{t=1})$  であるため, 自動交渉エージェント  $i$  の Offer を却下する.

Offer 回数が  $t = 2$  よりも後の Offer では、自動交渉エージェント  $j$  が制約緩和を行うことで、 $t=t'$  になるまで繰り返す。そして、Offer の回数が  $t=t'$  の終了時は、自動交渉エージェント  $i$  の選好順序として、 $u_i(a, B_j^{t=t'}) \geq u_i(b, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(b, B_j^{t=t'}) \geq u_i(c, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(a, B_j^{t=t'}) \geq u_i(c, B_j^{t=t'})$  であり、自動交渉エージェント  $j$  の選好順序は、 $u_i(a, B_j^{t=t'}) \geq u_i(b, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(b, B_j^{t=t'}) \geq u_i(c, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(a, B_j^{t=t'}) \geq u_i(c, B_j^{t=t'})$  となるため、合意が成立し、終了する。そのため、自動交渉エージェント  $j$  の選好順序の変更は  $t = 0$  の  $u_j(a, B_j^{t=0}) \leq u_j(b, B_j^{t=0})$  から  $t=t'$  の  $u_j(a, B_j^{t=t'}) \geq u_j(b, B_j^{t=t'})$  へと制約を緩和することで実現している。よって、図5.5から  $d_i$  と  $d_j$  の関係を述べると、 $t=0$  の初期値が  $d_i^{t=0} \neq d_j^{t=0}$  の状況から、 $t=t'$  の  $d_i^{t=t'} = d_j^{t=t'}$  となることで妥協が示されており、 $S_t = (d_i^{t=t'}, d_j^{t=t'}) = (a, a)$  となる。初期合意案を満たす妥協では、自動交渉エージェント  $i$  の選好順序と自動交渉エージェント  $j$  の選好順序として、 $d_i^{t=0} \neq d_i^{t=t'}$ 、かつ  $d_j^{t=0} = d_j^{t=t'}$ 、または  $d_i^{t=0} = d_i^{t=t'}$ 、かつ  $d_j^{t=0} \neq d_j^{t=t'}$  となる必要がある。

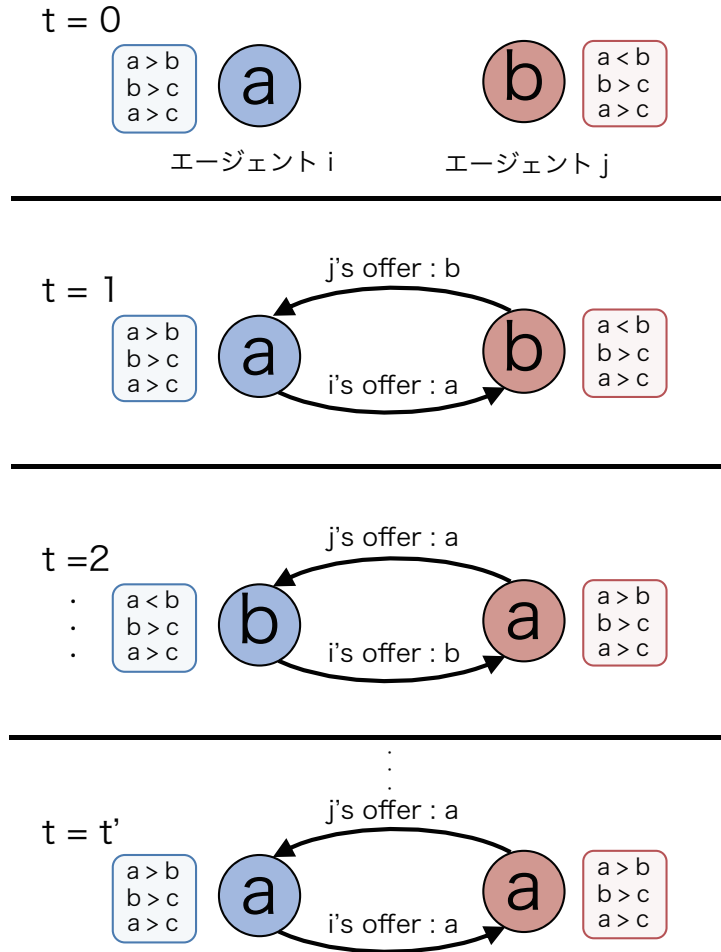


図5.5: 初期合意案を満たす妥協

【初期に選択していない代替案による妥協】

図5.6は、初期に選択していない代替案による妥協の例を示している。

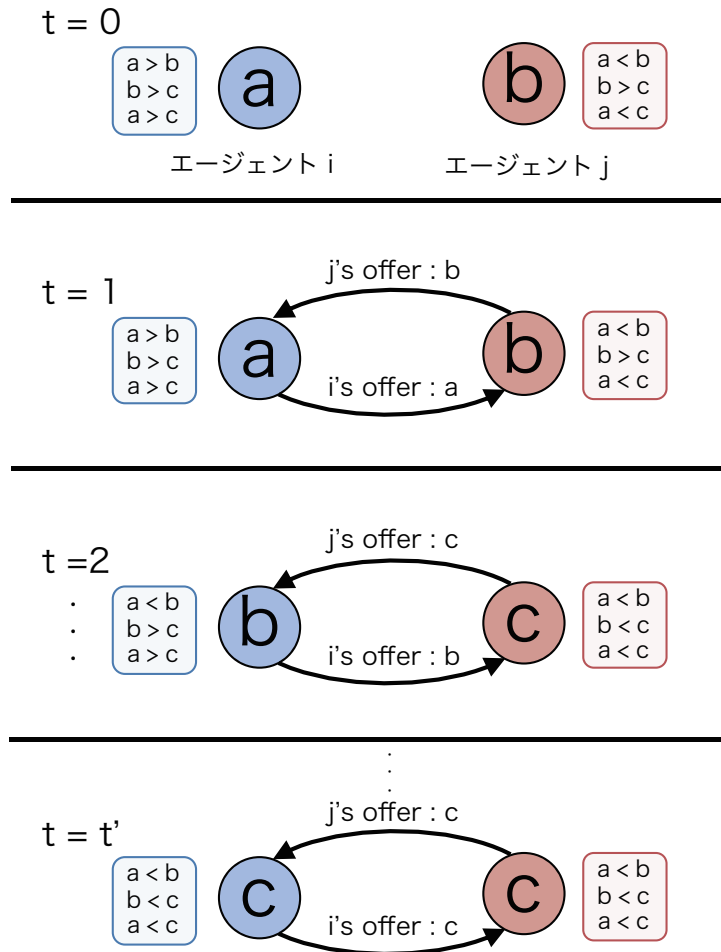


図5.6: 初期に選択していない代替案による妥協

$t=0$  の場合は  $S_t=(d_i^{t=0}, d_j^{t=0})=(a,b)$  である. Offer 回数が  $t = 0$  の開始時は, 自動交渉エージェント  $i$  の選好順序として,  $u_i(a, B_i) \geq u_i(b, B_i)$ , かつ  $u_i(b, B_i) \geq u_i(c, B_i)$ , かつ  $u_i(a, B_i) \geq u_i(c, B_i)$  であり, 自動交渉エージェント  $j$  の選好順序として,  $u_j(a, B_j) \leq u_j(b, B_j)$ , かつ  $u_j(b, B_j) \geq u_j(c, B_j)$ , かつ  $u_j(a, B_j) \leq u_j(c, B_j)$  であったとする.

Offer 回数が  $t = 1$  で, 自動交渉エージェント  $i$  が Offer として,  $a$  を自動交渉エージェント  $j$  に行なったとする. 自動交渉エージェント  $j$  は, 選好順序が  $u_j(a, B_j^{t=1}) \leq u_j(b, B_j^{t=1})$ , かつ  $u_j(a, B_j^{t=1}) \leq u_j(c, B_j^{t=1})$  であるため, 自動交渉エージェント  $i$  の Offer を却下する.

Offer 回数が  $t = 2$  で自動交渉エージェント  $i$  が Offer として,  $a$  を自動交渉エージェント  $j$  に行なったとする. 自動交渉エージェント  $j$  は, 選好順序が  $u_j(a, B_j^{t=1}) \leq u_j(c, B_j^{t=1})$ ,

かつ  $u_j(b, B_j^{t=1}) \leq u_j(c, B_j^{t=1})$  であるため、自動交渉エージェント  $i$  の Offer を却下する。

Offer 回数が  $t = 2$  よりも後の Offer では、自動交渉エージェント  $j$  が制約緩和を行うことで、 $t=t'$  になるまで繰り返す。そして、Offer の回数が  $t=t'$  の終了時は、自動交渉エージェント  $i$  の選好順序として、 $u_i(a, B_j^{t=t'}) \leq u_i(b, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(b, B_j^{t=t'}) \leq u_i(c, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(a, B_j^{t=t'}) \leq u_i(c, B_j^{t=t'})$  であり、自動交渉エージェント  $j$  の選好順序は、 $u_i(a, B_j^{t=t'}) \leq u_i(b, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(b, B_j^{t=t'}) \leq u_i(c, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(a, B_j^{t=t'}) \leq u_i(c, B_j^{t=t'})$  となるため、合意が成立し、終了する。そのため、自動交渉エージェント  $j$  の選好順序の変更は  $t = 0$  の  $u_j(a, B_j) \leq u_j(b, B_j)$ 、かつ  $u_j(b, B_j) \geq u_j(c, B_j)$ 、かつ  $u_j(a, B_j) \leq u_j(c, B_j)$  から  $t=t'$  の  $u_i(a, B_j^{t=t'}) \leq u_i(b, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(b, B_j^{t=t'}) \leq u_i(c, B_j^{t=t'})$ 、かつ  $u_i(a, B_j^{t=t'}) \leq u_i(c, B_j^{t=t'})$  へと制約を緩和することで実現している。よって、図5.6から  $d_i$  と  $d_j$  の関係を示すと、 $t=0$  の初期値が  $d_i^{t=0} \neq d_j^{t=0}$  の状況から、 $t=t'$  の  $d_i^{t=t'} = d_j^{t=t'}$  となることで妥協が示されており、 $S_t=(d_i^{t=t'}, d_j^{t=t'})=(c,c)$  となる。

また、自動交渉エージェント  $i$  の選好順序と自動交渉エージェント  $j$  の選好順序は  $d_i^{t=0} \neq d_i^{t=t'}$ 、かつ  $d_j^{t=0} \neq d_j^{t=t'}$  となる必要がある。

### 5.3.3 制約緩和戦略

本研究で提案する制約緩和戦略について述べる。制約緩和とは、満たすべき制約の数を減らすことであり、自分を取り得る効用（価値）の総和を少なくすることである。制約緩和はすべての初期制約は IN であり、すべての初期緩和制約は OUT とする。以下の（１）から（４）の４つの制約緩和戦略を提案する。

#### （１）random:

IN の制約の１つがランダムに選択され、OUT に Push される。

#### （２）min:

最小値の効用値の制約は、IN 制約から選択され、OUT に Push される。

#### （３）distance:

Shared Issue からの最も距離がある制約が IN で選択され、OUT に Push される。ここで、距離は Shared Issue から繋がっている制約の数である。

#### （４）distance\_mine:

Shared Issue から最も距離がある制約の中で最小の効用値を持つ制約が IN から選択され、OUT に Push される。

distance と distance\_min では、制約と Shared Issue の間の距離を制約距離として計測する．ここでは単純な貪欲法を用いて、Shared Issue から制約距離を計算する．Algorithm 5に手順を詳細に示す．

---

**Algorithm 5** Distance: A greedy algorithm to obtain Distance.

---

```

1: Initialization
2:  $T := I_{Shared}$ , where  $I_{Shared}$  is a set of the Shared Issues.
3:  $distance := 0$ 
4: for  $c_j \in C$  do  $d_{c_j} := \phi_{C_j}$  ( $\phi_{C_j}$  is a set of issues wherein constraint  $C_i$  is joined.)
5: end for
6: while  $T \neq \emptyset$  do
7:    $I_i := car(T)$ 
8:   for each  $C_j$  in  $C$  do
9:     if  $I_i \in \phi_{C_j}$  and  $d_{C_j} = \emptyset$  then
10:        $d_{C_j} := distance$ 
11:        $T := T + \phi_{C_j} - \{I_i\}$ 
12:     end if
13:      $distance = distance + 1$ 
14:   end for
15: end while

```

---

Algorithm 5では1つの Shared Issue を基準とする．Algorithm 5はこの Shared Issue を含む制約距離を1として割り当てる．次にこれらの制約に含まれる他の論点を構成する制約集合を収集する．Algorithm 5はこの制約集合に対して同じ方法で実行される．

なお、目的とした制約集合が空の場合は停止する．行6～15はこの繰り返される割り当てプロセスを反映している．7行目で関数「car (T)」は「集合 T の最初の要素を取得する」ことを意味する．

## 5.4 実験

### 5.4.1 制約緩和戦略の比較実験

本研究で提案した SL モデルは、計算量が膨大な交渉ドメインを対象としており、数学的、または論理的証明が困難である．そのため、ヒューリスティクスではあるが、包括的な方法で実験を行い、提案モデルの特徴と有効性を示す．

提案された制約緩和戦略のパフォーマンスを基準としてランダム戦略と比較する実験を行う。以下に実験設定を示す。

- 2つの自動交渉エージェントを用いる。
- 1つの論点の可能な値は最大で10とする。
- Shared Issueは1つとする。
- 論点を含む制約の数は $x$ である。
- 各自動交渉エージェントには $y$ の論点がある。
- 各制約には少なくとも1つの論点が含まれている。

つまり、各論点は常に1つ以上の制約が含まれている。最適解を見つけるための検索方法として、多スタート局所探索法を用いる。制約と論点に基づくグラフ構造はランダムに割り当てられている。以上の設定は、現実の世界の複数論点交渉問題とは異なる。そのため、本研究では、網羅的な調査を行うために1,000回の試行を実行する。

1000回の試行を実行した。各試行では自動交渉エージェントが提案している同時提案プロトコルで最大 $N$ のOfferを反復する。 $N$ は制約の数である。自動交渉エージェントは各反復で単一の制約を削除するため、反復の最大数は制約の数に等しくなる。1回の反復で、各自動交渉エージェントは多スタート局所探索を使用して問題の値を最適化する。多スタート局所探索は、局所最適解で探索を終了することを防止するために用いている。本研究では、多スタート局所探索で多様な初期解を100回生成し、検索を100ステップとして設定を調整している。

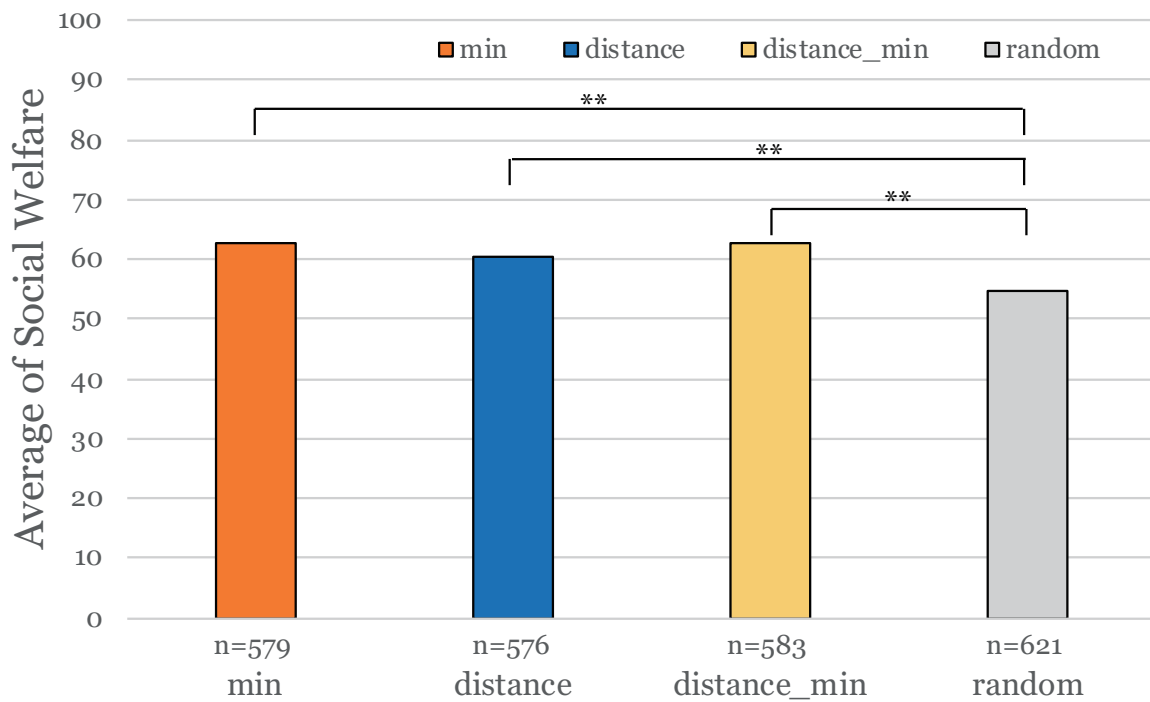
#### 5.4.2 制約緩和戦略の比較実験結果

この実験ではいくつかの異なる設定で試行した。これらの設定のうち最大制約数が3つで得られた結果を図5.7から図5.15に示す。

図5.7 から図5.15のグラフは自動交渉エージェントが合意に達したときの random, min, distance, distance\_min の Social welfare を比較する。

図に示すように、min, distance, distance\_min の Social welfare の結果は、random の結果よりも有意に高かった。サンプルのすべてのペアの比較には、Tukey-kramer 検定を用いる。検定の結果は有意水準 5[%], および 1[%] の有意差を確認できたものをそれぞれ「\*」、および「\*\*」で示す。サンプル数を  $n$  として示している。 $x$  は論点ごとの制約の数であり、 $y$  は自動交渉エージェントごとの論点の数である。

図5.7は、 $x = 1$ ，および  $y = 5$  の実験結果を示している．



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=1
Number of Issue Per Agent	y=5
Number of Constraints	5
Max Constraint Dimensions	3

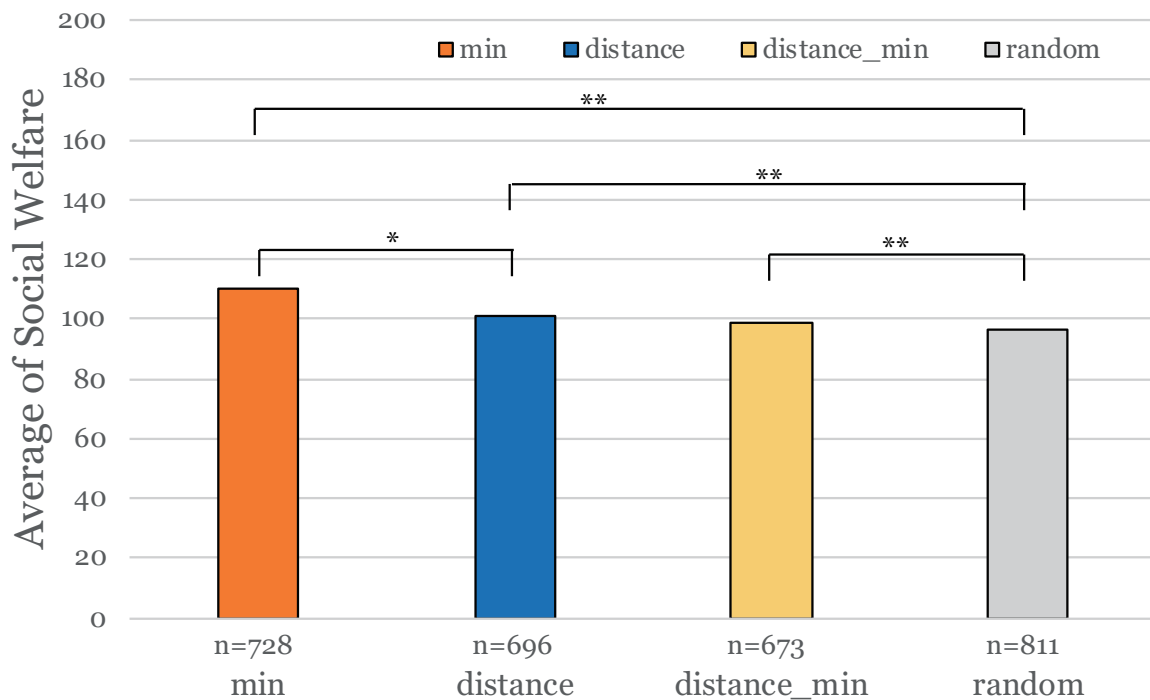
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.7: Experimental results for  $x = 1$  and  $y = 5$ .

図5.7の結果に示されているように，min，distance，distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった．さらに p 値が 0.01 未満のため，統計的に有意であった．min，distance，distance\_min の間に有意差は確認できなかった．

図5.8 は,  $x = 1$ , および  $y = 10$  の実験結果を示している.



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=1
Number of Issue Per Agent	y=10
Number of Constraints	10
Max Constraint Dimensions	3

comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

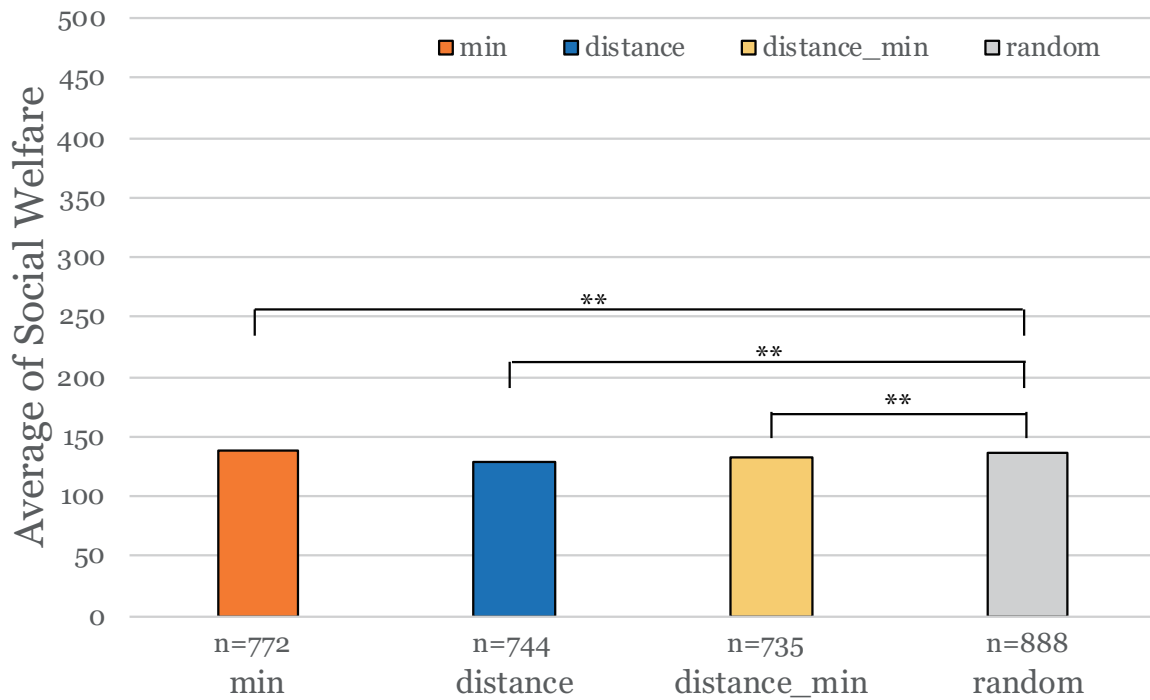
\*:  $P < 0.05$ , statistically significant \*\*:  $P < 0.01$ , statistically highly significant

図5.8: Experimental results for  $x = 1$  and  $y = 10$ .

図5.8 の結果に示されているように, min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった. さらに p 値が 0.01 未満のため, 統計的に有意であった. また, min と distance の間には p 値が 0.05 未満のため, 有意差が確認できた. よって, 戦略として min が distance よりもうまく機能していることがわかった.



図5.9 は,  $x = 1$ , および  $y = 15$  の実験結果を示している.



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=1
Number of Issue Per Agent	y=15
Number of Constraints	15
Max Constraint Dimensions	3

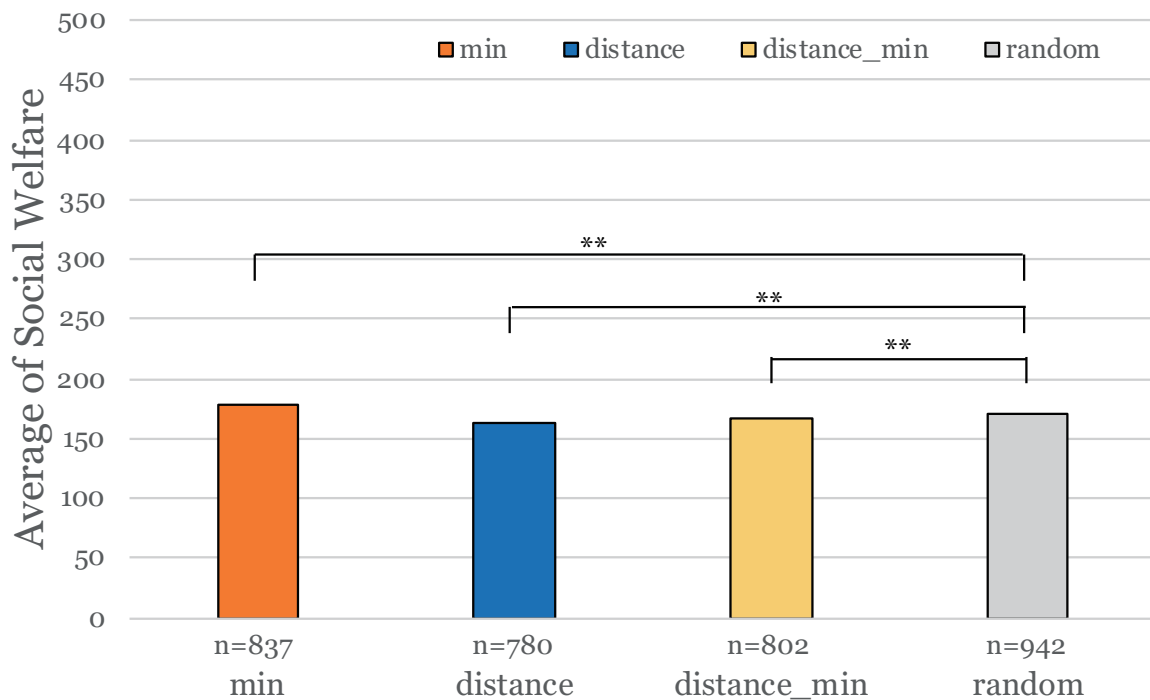
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.9: Experimental results for  $x = 1$  and  $y = 15$ .

図5.9 の結果に示されているように, min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった. さらに p 値が 0.01 未満のため, 統計的に有意であった. min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった.

図5.10 は,  $x = 1$ , および  $y = 20$  の実験結果を示している.



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=1
Number of Issue Per Agent	y=20
Number of Constraints	20
Max Constraint Dimensions	3

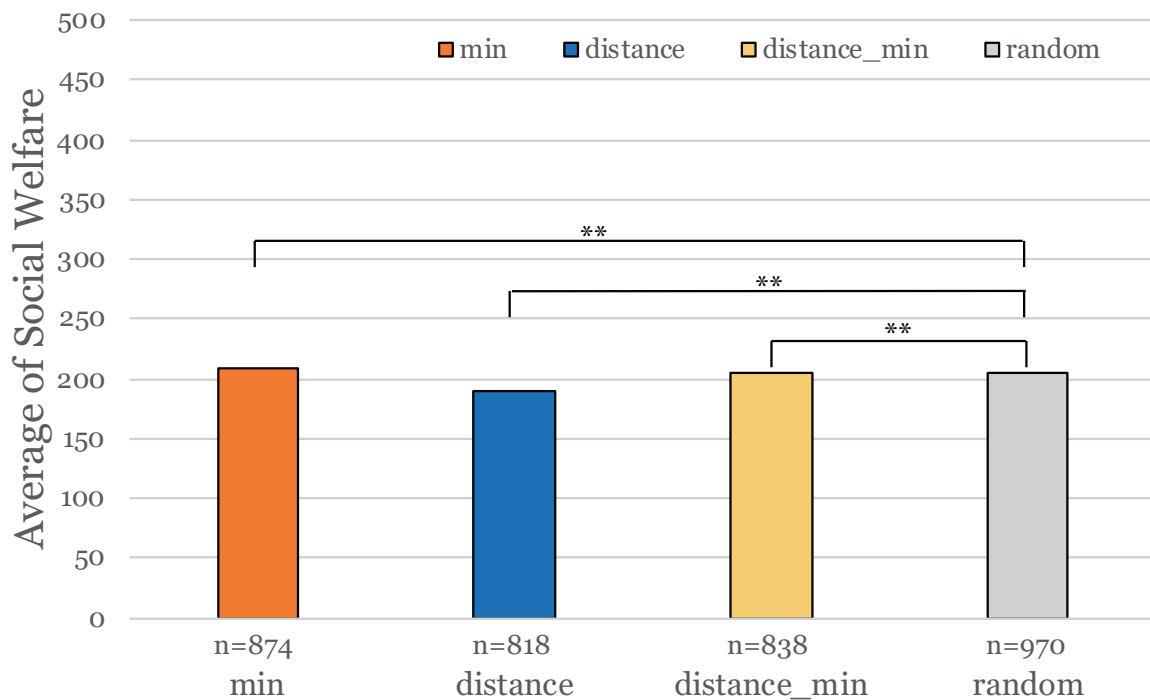
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:  $P < 0.05$ , statistically significant \*\*:  $P < 0.01$ , statistically highly significant

図5.10: Experimental results for  $x = 1$  and  $y = 20$ .

図5.10 の結果に示されているように, min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった. さらに p 値が 0.01 未満のため, 統計的に有意であった. min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった.

図5.11は、 $x = 1$ 、および  $y = 25$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=1
Number of Issue Per Agent	y=25
Number of Constraints	25
Max Constraint Dimensions	3

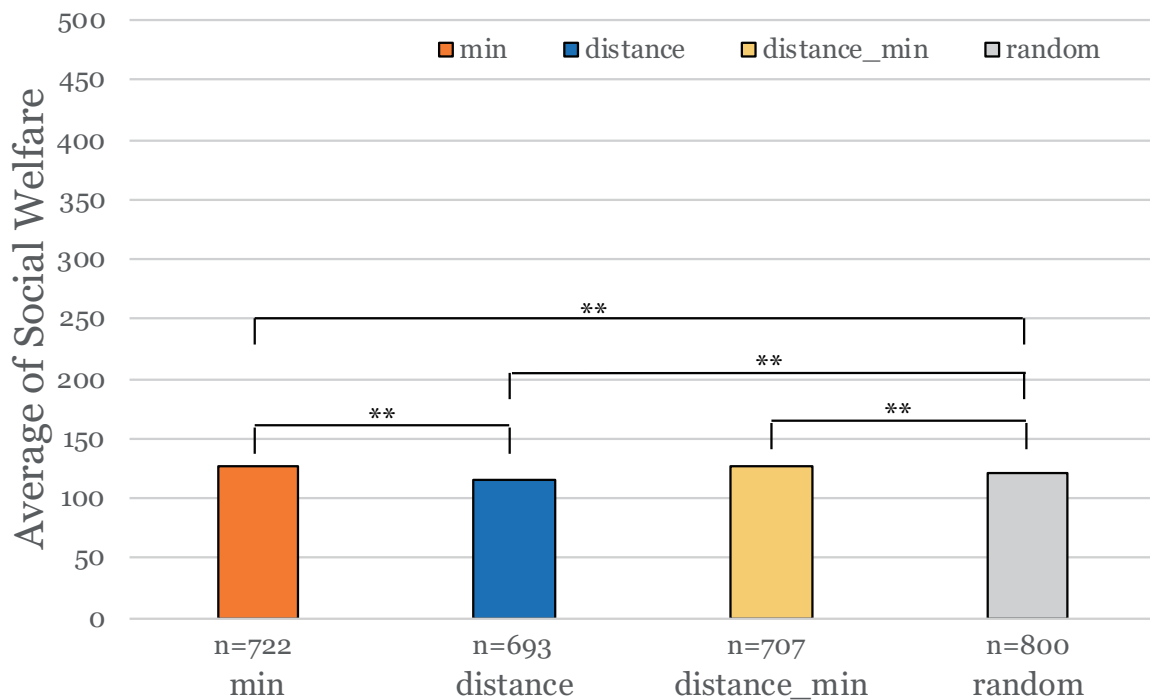
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:  $P < 0.05$ , statistically significant \*\*:  $P < 0.01$ , statistically highly significant

図5.11: Experimental results for  $x = 1$  and  $y = 25$ .

図5.11の結果に示されているように、min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった。

図5.12は、 $x = 2$ 、および  $y = 5$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=2
Number of Issue Per Agent	y=5
Number of Constraints	10
Max Constraint Dimensions	3

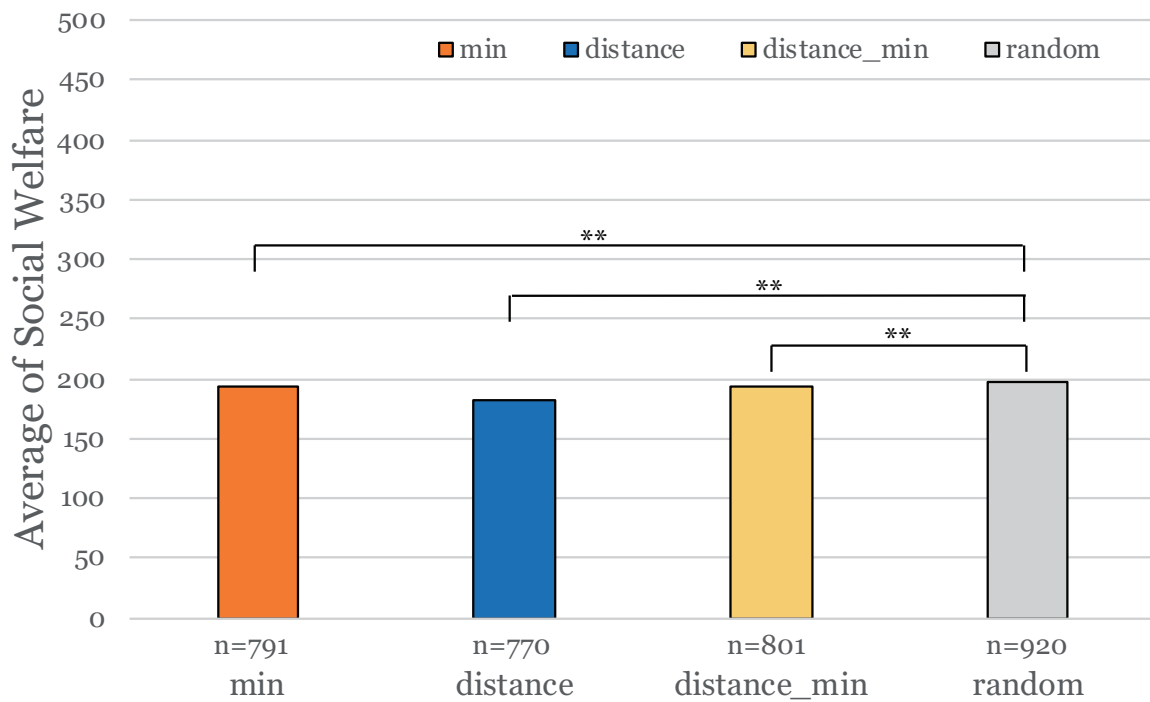
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.12: Experimental results for  $x = 2$  and  $y = 5$ .

図5.12の結果に示されているように、min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。また、min と distance の間には p 値が 0.01 未満のため、有意差が確認できた。よって、戦略として min が distance よりもうまく機能していることがわかった。

図5.13は、 $x = 2$  および  $y = 10$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=2
Number of Issue Per Agent	y=10
Number of Constraints	20
Max Constraint Dimensions	3

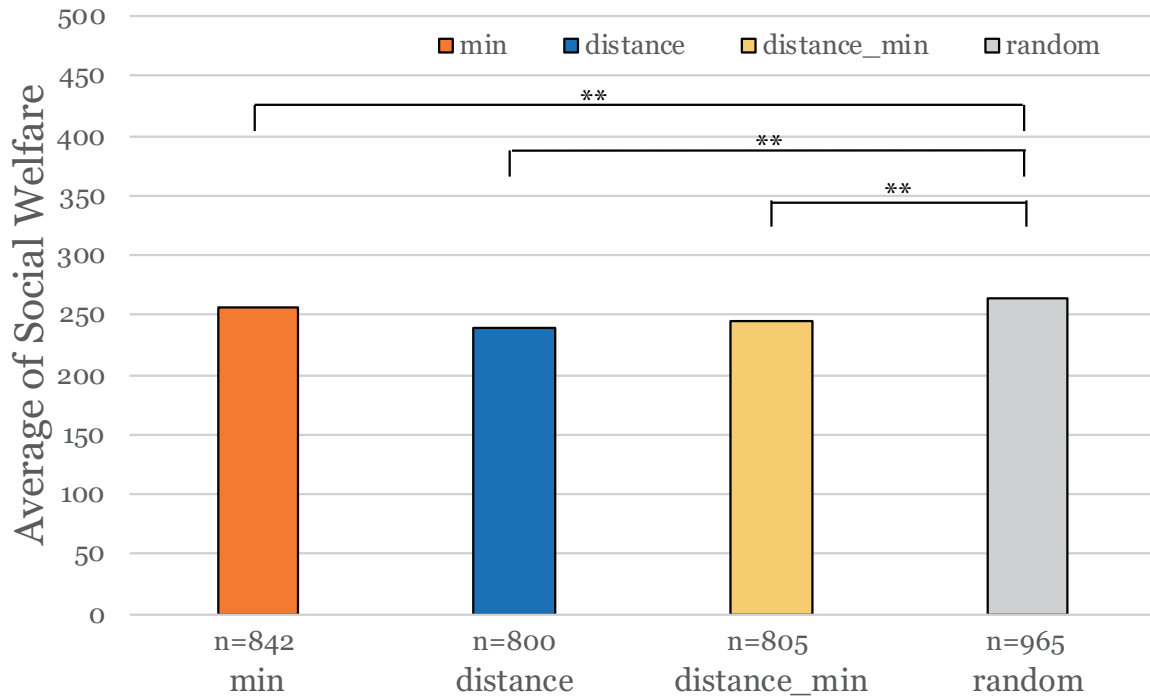
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.13: Experimental results for  $x = 2$  and  $y = 10$ .

図5.13の結果に示されているように、min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった。

図5.14は、 $x = 2$ 、および  $y = 15$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=2
Number of Issue Per Agent	y=15
Number of Constraints	30
Max Constraint Dimensions	3

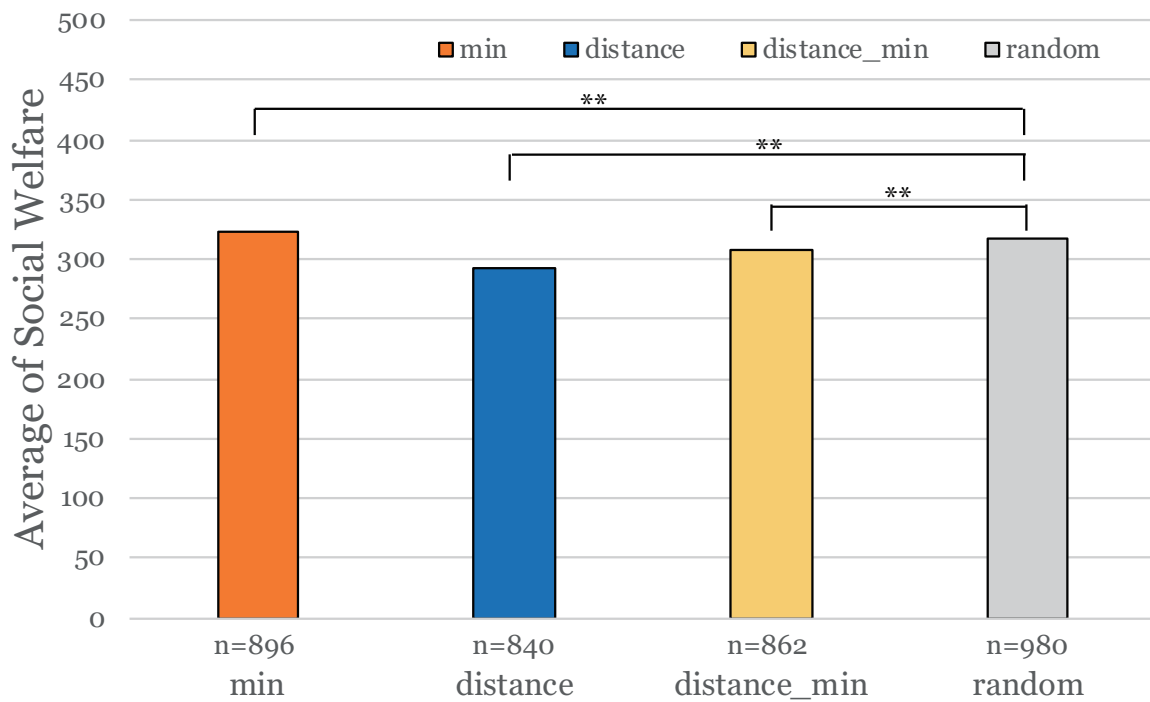
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.14: Experimental results for  $x = 2$  and  $y = 15$ .

図5.14の結果に示されているように、min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった。

図5.15は、 $x = 2$  および  $y = 20$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=2
Number of Issue Per Agent	y=20
Number of Constraints	40
Max Constraint Dimensions	3

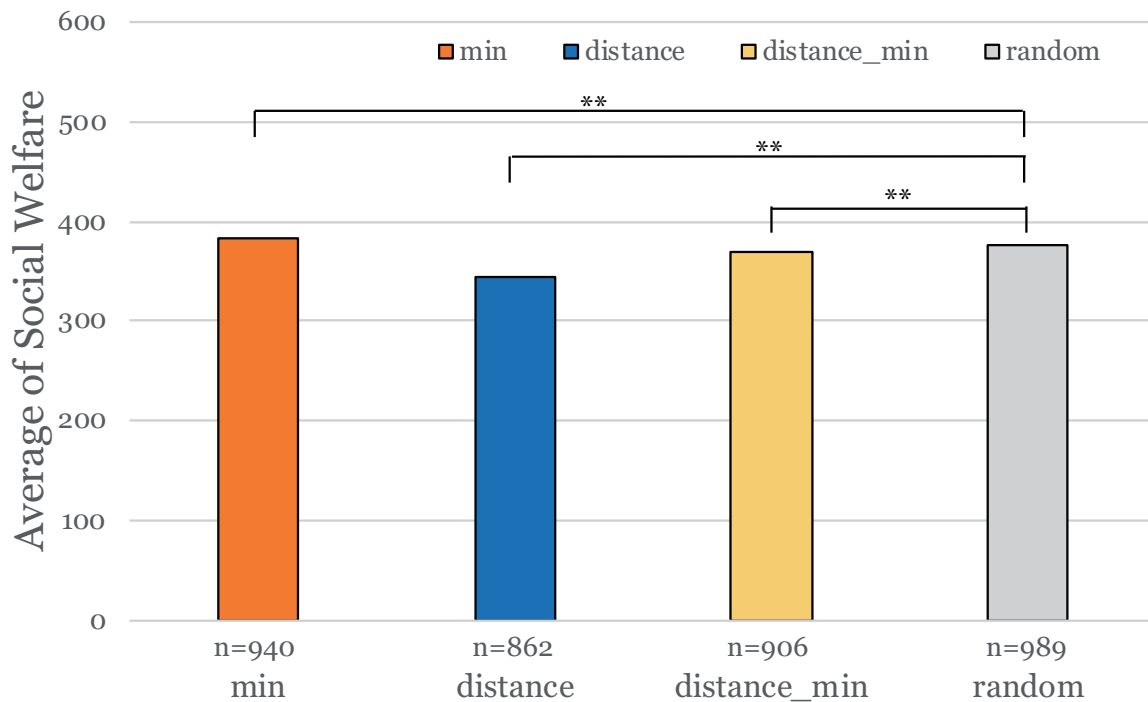
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.15: Experimental results for  $x = 2$  and  $y = 20$ .

図5.15の結果に示されているように、min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった。

図5.16は、 $x = 2$ 、および  $y = 25$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	x=2
Number of Issue Per Agent	y=25
Number of Constraints	50
Max Constraint Dimensions	3

comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.16: Experimental results for  $x = 2$  and  $y = 25$ .

図5.16の結果に示されているように、min, distance, distance\_min は random に比べて Social welfare が高かった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min の間に有意差は確認できなかった。



自動交渉エージェントごとに 30 を超える問題がある場合、安定した実験結果を得られなかった。具体的には、描画方法に大きな違いを示す結果を得ることは困難であった。これは、自動交渉エージェントごとに 30 を超える問題がある場合、解の数が  $10^{30}$  を超え、最適な解を検索するにはかなりの計算が必要だったためである。スケーラブルなメソッドの開発は、今後の作業の重要な焦点となる。また、自動交渉エージェントに現在与えられているグラフ構造はランダムである。グラフの構造に基づいて最適化戦略を開発する予定である。

#### 5.4.3 実験 2: 閾値調整との比較

閾値調整との比較実験では、制約緩和戦略と従来の閾値調整戦略を比較した。制約緩和戦略は、min, distance, distance\_min, random の 4 つである。以下に実験設定を示す。

- 自動交渉エージェントは 2 つである。
- 1 つの論点には最大で 10 個の値を用いる。
- 単一の Shared Issue があります。
- 論点を含む制約の数は  $x$  である。
- 各自動交渉エージェントには  $y$  の論点がある。
- 各制約には少なくとも 1 つの論点が含まれている。

最適な解を見つけるための検索方法として、多スタート局所探索法を用いた。制約と論点に基づくグラフ構造はランダムに割り当てられている。

以上の設定は、現実の世界の複数論点交渉問題とは異なる。そのため、本研究では、網羅的な調査を行うために 1,000 回の試行を実行する。各トライアルでは、自動交渉エージェントの提案している同時提案プロトコルで最大  $N$  の Offer を反復する。 $N$  は制約の数である。1 回の反復で、各自動交渉エージェントは多スタート局所探索を用いて問題の値を最適化する。そこでは、100 の異なる再起動と各検索を検索する 100 ステップの値を設定する。

なお、制約の緩和数を設定することで、どのように合意が変化するかを調査する。

比較のために、閾値調整アルゴリズム (Algorithm 6) を設計した。このアルゴリズムでは、反復ごとに、自動交渉エージェントが閾値を下げ、その閾値を超える一致ポイントを見つけようとしている。閾値調整アルゴリズムに基づいた多くの研究があるが、ここでは、簡単だが文献で広く認識されている一般的なものを使用する [69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77]。

**Algorithm 6** Threshold Adjustment Algorithm

---

```

1: Threshold number set as the maximum utility.  $Th = \max_{utility}$ 
2: repeat
3:   Each agent finds an issue value assignment that exceeds the threshold value  $Th$ .
4:   If there are multiple optimal assignments, each agent chooses one of them randomly.
5:   Each agent simultaneously proposes the issue value for the Shared Issue as an offer
6:   Judging agreement:
7:   if Both agents offer the same issue value for the Shared Issues then
8:     they reached an agreement
9:   else
10:    Each agent performs the compromise process (refer to the next section).
11:   end if
12:   Threshold is decreased at a certain number, here we assume it as 10.  $Th = Th - 10$ .
13: until one of the agents cannot continue, i.e., the threshold value of one agent is below 0.

```

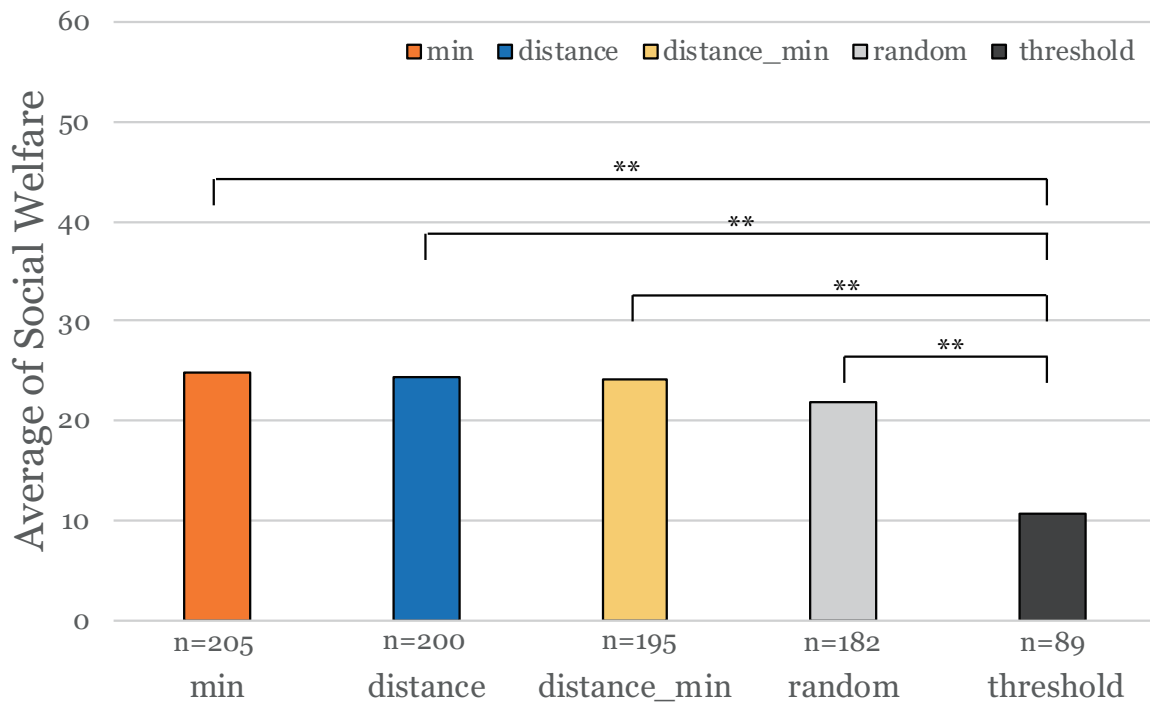
---

## 5.4.4 閾値調整との比較結果

本実験では、いくつかの異なる設定で試行した。閾値調整との比較の実験結果を図5.17から図5.20に示す。各グラフは、自動交渉エージェントが合意に達したときの min, distance, distance\_min, random, および threshold の Social welfare を比較している。

すべての組合せの比較には、Tukey-kramer 検定を用いる。検定の結果は有意水準 5[%], および 1[%] の有意差を確認できたものをそれぞれ「\*」, および「\*\*」で示す。サンプル数を  $n$  として示している。制約を削除する数を  $d = 1$  から  $d = 4$  に変更して実験を実施した。この数値は、制約緩和のパフォーマンスに大きく影響する。Concession degree とは、自動交渉エージェントが 1 つの制約緩和で制約をどれだけ削除したかを意味する。

図5.17は、 $d = 1$  の実験結果を示す。



	the number
Number of Constraints Per Issue	1
Number of Issue Per Agent	5
Number of Constraints	5
Max Constraint Dimensions	3
Concessions Degree	d=1

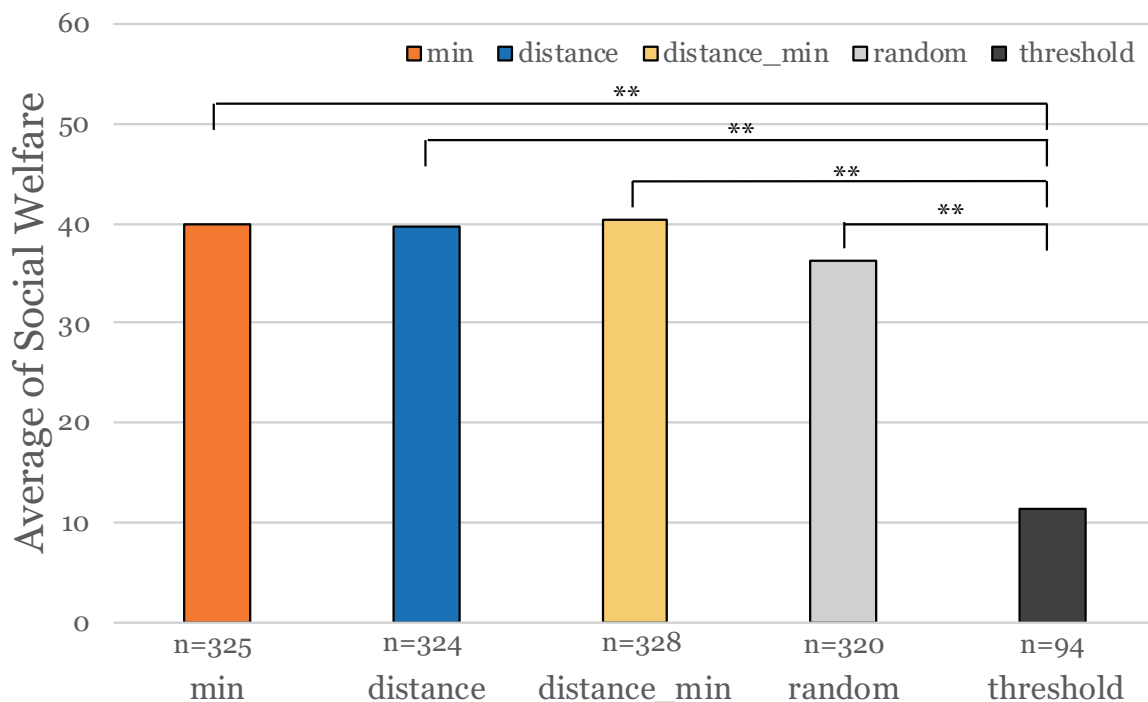
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.17: Experimental result for concession degree  $d = 1$

min, distance, distance\_min, random を含む制約緩和戦略は、threshold と比較してより高い Social welfare があった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min, random の間に有意差は確認できなかった。

図5.18は、 $d = 2$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	1
Number of Issue Per Agent	5
Number of Constraints	5
Max Constraint Dimensions	3
Concessions Degree	$d=2$

comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

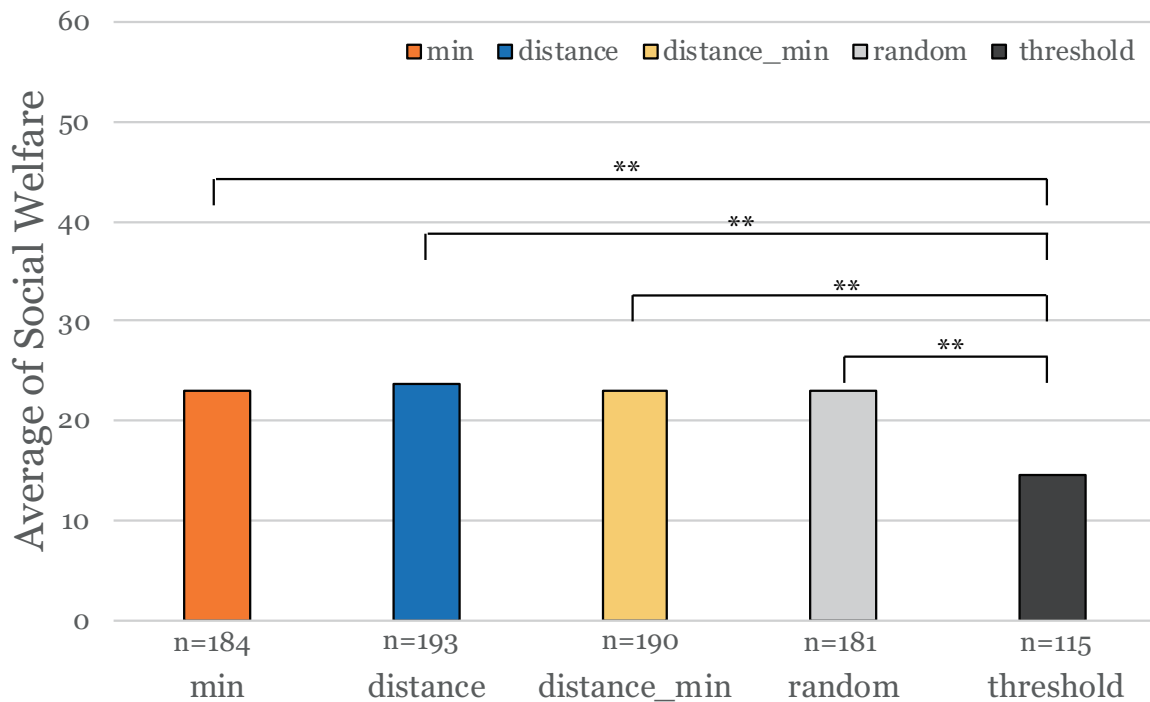
\*:  $P < 0.05$ , statistically significant \*\*:  $P < 0.01$ , statistically highly significant

図5.18: Experimental result for concession degree  $d = 2$

繰り返しになるが、min, distance, distance\_min, random を含む制約緩和戦略は、threshold と比較してより高い Social welfare が認められた。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min, random の間に有意差は確認できなかった。

以上のことは統計的にも重要である。

図5.19は、 $d = 3$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	1
Number of Issue Per Agent	5
Number of Constraints	5
Max Constraint Dimensions	3
Concessions Degree	d=3

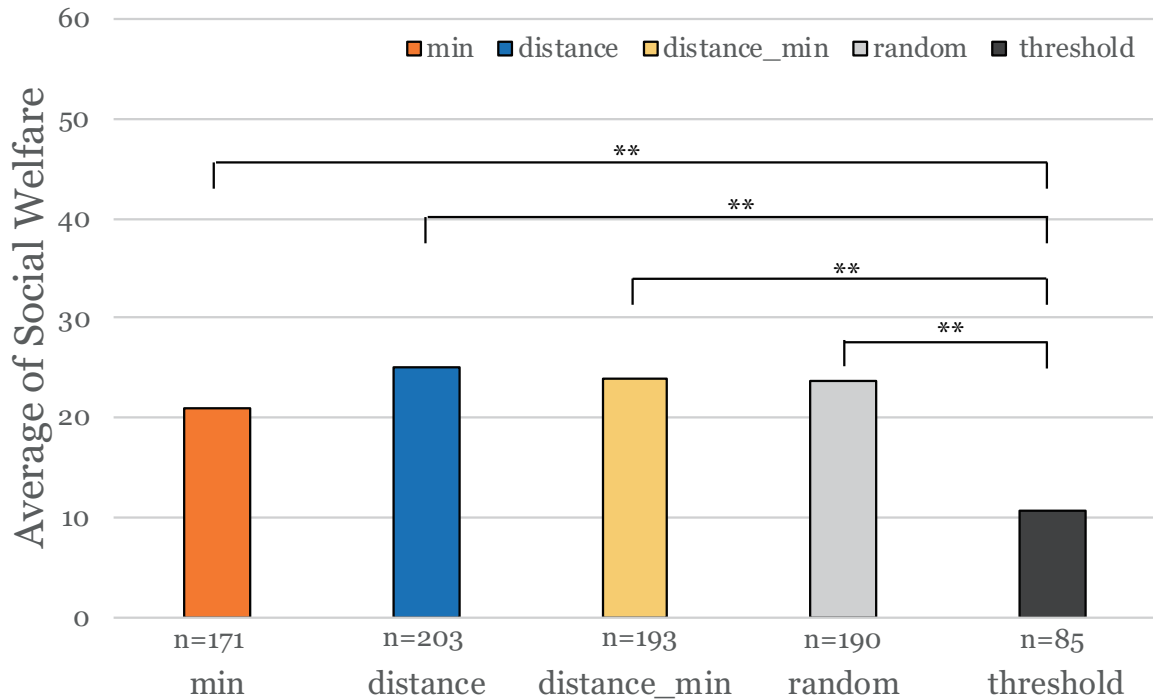
comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.19: Experimental result for concession degree  $d = 3$

min, distance, distance\_min, random を含む制約緩和戦略は、threshold と比較してより高い Social welfare があった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min, random の間に有意差は確認できなかった。

図5.20は、 $d = 4$  の実験結果を示している。



	the number
Number of Constraints Per Issue	1
Number of Issue Per Agent	5
Number of Constraints	5
Max Constraint Dimensions	3
Concessions Degree	d=4

comparisons for all pairs using Tukey-Kramer HSD

\*:P < 0.05, statistically significant \*\*:P < 0.01, statistically highly significant

図5.20: Experimental result for concession degree  $d = 4$

min, distance, distance\_min, random を含む制約緩和戦略は、threshold と比較してより高い Social welfare があった。さらに p 値が 0.01 未満のため、統計的に有意であった。min, distance, distance\_min, random の間に有意差は確認できなかった。

以上の図5.17から図5.20に示したように、制約緩和戦略は、自動交渉エージェントが合意に達したときに、閾値調整戦略の threshold よりも高い Social welfare を獲得できた。しか

し、本実験の設定では上記の結果であったが、閾値調整戦略の threshold の戦略を合意形成がより容易なものにすることで異なる結果になる可能性が想定される。

## 5.5 関連研究と提案モデルの比較

### 5.5.1 関連研究

本節では、関連研究から本研究の立ち位置と本研究の違いについて説明する。自動交渉研究の分野では、妥協のプロセスが最初に Klein 等によって提案された。[23]。彼らの主な論点は、問題が独立しており、各問題で効用空間が線形である単純な交渉で、自動交渉エージェントがパレート戦線で徐々に妥協することは合理的であるということである。ただし、問題が相互に依存している場合、効用空間が複雑であるため、プロセスはそれほど単純ではなく、自動交渉エージェントがパレートフロントを見つけるのが難しくなる。この問題に対処するために、Klein らは SA に基づいたメディエータプロトコルを提案した（暗黙的に妥協を前提としている）。さらに、Faratin 等。[86] はさまざまな譲歩関数を分析した。

ANAC[87] は 2010 年から毎年開催されている。ANAC の自動交渉エージェントは、相手の申し出から統計的に受け入れられる提案を推定、および提示する方法を採用し、時間割引効用を用いている。たとえば、ANAC2010 で受賞した自動交渉エージェントである AgentK[88] は、合意に向けて取り組む相手の Offer の履歴から、敵の効用空間と態度（敵対的または妥協的）を推定している。交渉相手が許容範囲内の要求者であると判断した場合、譲歩が行われる。それに対して、交渉相手が敵対的であると判断した場合、特定の閾値を超えて譲歩することはない。これは、ANAC の基本的な譲歩戦略を開拓した戦略である。ANAC2013 で受賞した自動交渉エージェントである Fawkes[89] は、対戦相手の Offer の履歴に基づく離散ウェーブレット予測を使用して、最適な譲歩を推定する。既存の研究のほとんどは、相手の申し出を受け入れることができるように閾値を調整する方法に焦点を当てている。閾値は、自動交渉エージェントが対戦相手の申し出を受け入れることができる一種の上限効用値である。ただし、これらの調査では、閾値を記録保存し、活用する方法については言及していない。そのため、閾値の根拠が明確になっていないため、譲歩、または妥協についての説明ができない。また、筆者の知る限り、複数論点交渉問題を想定した自動交渉エージェントの研究では譲歩、および妥協を含んだ妥協プロセスが説明可能なモデルはない。

Sycara は、事例ベースの推論を使用しているため説明可能な交渉と譲歩のプロセスを提案する一連の研究 [90], [91], [92], [93] を公開している。具体的には、事例ベースの推論のフレームワーク内で論理的議論の形で譲歩と説得を定義している。Sierra1 の一連の研究は、議論理論 [94], [95] にも関連しており、数学的議論理論に発展した。対照的に、本研究は、数値的に処理できる効用関数に基づいて説明可能な妥協プロセスを構築する方法に焦点を

当てている。

分散制約充足 (DCSP : Distributed Constraint Satisfaction Problem), 最適化問題 DCOP : Distributed Constraint. Optimization Problem) [96], [97] は, マルチエージェント研究の主要なトピックの 1 つである。このモデルは制約に基づいているため, DCSP, DCOP と密接に関連している。主な違いは, SL モデルは, 自動交渉エージェントが基本的に個々の効用を最大化しようとする交渉状況に焦点を当てているが, 合意を結ぶ必要があるため妥協することである。これは, 合意に達することができない場合, 効用がないためである。ただし, DCSP, DCOP では, 自動交渉エージェントは基本的に独自の個々の効用を考慮しない。むしろ, 主な焦点は制約の充足または分散協調自動交渉エージェントによる最適化である。若木ら [94] は, マルチエージェントでの *consistency* の分類について Distributed Truth Maintenance System (DTMS) に関する論文を公開した。彼らは, Distributed consistency の概念を, consistency のない, Local-Consistency, Local-and-Shared-Consistency, および Global Consistency のカテゴリに分類した。この実験では, 合意とは, 各自動交渉エージェントが一貫した Shared Issue の値に加えて, 個別と共有の一貫性である内部の一貫性を持つことを意味する。提案する妥協的な方法は, 個別と共有の一貫性を得るための方法の 1 つである。ただし, 使用する制約グラフは効用空間を表すが, DTMS は選好を表さない。

### 5.5.2 提案モデルとの比較

本研究では制約グラフに基づいた効用を備えた新しい交渉モデルを提案した。これは, 閾値に基づいた調整方法を導入している従来の交渉モデルとはまったく異なるモデルである。この違いを次のように詳細に明らかにする。

従来の交渉モデル [69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77] は, 複数論点交渉問題のモデルであり, 制約グラフで表現することは考慮されていない。また, 交渉モデルは, 基本的に閾値調整 [69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77] に基づいている。そのような方法は妥協を達成するのに効果的であるが, 妥協が起こった理由を説明することは非常に困難である。そのため, 本研究では制約グラフに基づいた効用モデル [81] を使用する。この効用モデルは自動交渉エージェントの効用を制約で構成する制約グラフとして表す。制約は, いくつかの論点の中の効用を表す。各論点に領域と呼ばれる特定の値があり, これらの論点が特定の値で満たされている場合, この制約は満たされていると見なす。制約が満たされると, この制約を持つ自動交渉エージェントが効用を取得する。制約の効用の蓄積は, 自動交渉エージェントの効用を表す。本論文では, 制約グラフに基づいた効用モデルをさらに拡張して, Local Issue と自動交渉エージェント間の Shared Issue を含めている。Local Issue は自動交渉エージェントが所有する固有の論点であり, Shared Issue はさまざまな自動交渉エージェン



ト間で共有されている。Local Issue の概念はまったく新しいアイデアであるが、自動化された交渉自動交渉エージェントの分野では Shared Issue がすでに一般的である。本研究では、Shared Issue, Local Issue に加えて、各自動交渉エージェントが交渉ステップごとに制約を削除する制約緩和を導入した新しい交渉モデルである。このアイデアは、実際の人間が交渉中に妥協する方法に触発されている。本アイデアは、合意を結ぶために制約を取り除くことで、妥協を表現している。これは、現実の世界に示されている忍耐のようなものである。特に、交渉モデルでは、Shared Issue について合意するために、自動交渉エージェントは Local Issue から妥協しようとする。本研究で提案したモデルでは、自動交渉エージェントはどの制約が特定の順序で削除されるかを明確に示すことができる。これは、本研究で提案したモデルが妥協プロセスを説明可能としていることを意味する。以上のことから、本研究で提案した SL モデルは全く新しいモデルである。

## 5.6 結言

本論文は、自動交渉エージェントのための説明可能な妥協プロセスを実現するために SL モデルを提案した。既存の自動交渉における妥協プロセスのほとんどは、相手の申し出を受け入れるための閾値による調整である。対照的に、本研究で提案した方法は、制約を一つずつ除去することにより、妥協のプロセスが説明可能である。

本論文の貢献は次のとおりである。(1) 本研究で提案した SL モデルは制約と論点で構成された効用ハイパーグラフを用いることで、妥協プロセスを説明可能にした。(2) 複数論点交渉問題において自動交渉のために、Shared Issue と Local Issue を区別する新しいモデルを提案した。(3) 妥協プロセスのために、制約距離と最小の効用値に基づく妥協プロセスを開発し、その有効性を実証した。

実験結果は、方法 (1), (3), および (4) が方法 (2) よりも高い Social Welfare を獲得できることを示した。

提案した SL モデルに対しては、非線形効用を用いた交渉で、優れた合意案候補を見つけるためにいくつかの交渉戦略を提案した。また、本研究における実験では経験的な証拠を用いて、提案された方法の有効性を実証した。

今後の研究の方向として、自動交渉エージェントが代替案を変更できるように、緩和すべき最小限の制約の可能な組み合わせを見つけることができるなど、より洗練された妥協プロセスを開発する必要がある。Alternating Offer プロトコル [67] は、長い間、2 者間自動交渉を行う上で、最も利用されていたプロトコルの 1 つであった。本論文では、自動交渉エージェントの説明可能な妥協を含んだ新しい妥協プロセスを開発することが主な目的だったため、シンプルな繰り返し同時提案プロトコルを用いた。

---

今後の課題として，繰り返し同時提案プロトコルから，Alternating Offer プロトコルに拡張することである．



## 第 6 章

# 結論

### 6.1 本研究のまとめ

本研究の目的は、自動交渉の協調プロセスが人に説明可能な表現ができるモデルの確立であり、本論文は著者が行ってきた研究をまとめたものである。以下に研究のまとめである 3 章、4 章、5 章の成果を要約し、最後に今後の課題を述べる。

3 章では、人による交渉における協調に関する行動を調査した。この調査は、求人票斡旋問題で議論した対話ログをシャイン [33] が提案した課題達成のために必要な諸機能、及び満足度から分析を行った。その結果、本調査では課題達成のために必要な諸機能を多く満たす被験者ほど、満足度が低いことがわかった。また、本研究では課題達成のために必要な諸機能毎に調査を行った所、論点や制約を削除しながら選考を変更していることが確認できた。

4 章では、自動交渉の協調方法を検討するために二者間複数論点交渉問題において K-近傍法と頻度探索、近傍探索による合意案候補の探索を実現した。K-近傍法による分類を行うことであらかじめ互いに利得を高められる合意案候補を獲得し、頻度探索と近傍探索によるパレート改善を行うことで交渉ドメインに依存することなく社会的余剰値を高めることができた。また、過去交渉情報を参照することにより早期に合意形成することも可能にすることができた。

5 章では、本研究で提案した人に説明可能な自動交渉の協調プロセスが表現できるモデルの提案を行った。提案したモデルは、Shared and Local Issue model (以下、SL モデル) である。SL モデルは、3 章の論点や制約を削除することから発想を得ており、従来のモデルと比較して実際の人間の交渉の理解と同様にできるモデルである。そのため、従来のモデルで扱えなかった妥協を表現可能なモデルであり、自動交渉を実際に行う場面で役立つと考える。今後は、Dosilovic らの指摘している説明可能性は、ユーザベースの測定に関する実証的研究が不足 [98] している点を踏まえ、実際に被験者に自動交渉の説明可能性について、人が理解できているかを具体的に計測する予定である。

## 6.2 本研究の貢献

人工知能の技術である Deep learning[99], [100] を含めた機械学習は、高い精度での予測ができたとしても、複雑な計算が必要である。そのため、AI の判断根拠が人に対して説明ができないブラックボックス問題となっている。この問題は異種の自津した主体であるエージェント間の交渉で行われる協調による合意形成を研究対象としている自動交渉でも大きな課題となっている。具体的には、自動交渉による合意形成の結果はわかるが、どのような過程で妥協し、合意できたのか人に対してエージェントが判断した根拠を説明できない課題がある。

そこで、本研究では制約緩和を用いた説明可能な妥協プロセスの表現ができる SL モデルを提案した。提案したモデルは、自動交渉エージェントが制約緩和によって制約を削除することで、相手の申し出を受け入れる。これらの仕組みは、従来の閾値に基づいた合意形成とは、異なる新しい仕組みであり、自動交渉の妥協プロセスを説明可能にしている。

本研究の貢献は以上に限らない。例えば、本論文で提案した合意形成方式は、自動運転の合意形成にも適用可能である。また、本研究で提案した SL モデルは、人の代理としてエージェント間の合意形成を支援する基礎になることが期待できる。

## 6.3 今後の課題

本節では、今後の課題として大きく 2 つをあげる。1 つ目は、自動交渉における公平性の評価の実現である。本研究で提案した SL モデルは妥協プロセスを制約の削除から表現しており、合意形成を達成している。しかし、本研究では、合意形成に至るプロセスをモデル化した研究であるため、合意形成結果の公平性に関する評価まで言及できてはいない。そのため、個々の自動交渉エージェントの効用が、どのように SL モデルを用いることで変化するかを分析し、公平性に関する評価をすることは今後の課題とする。

2 つ目は自動交渉における制約の重要度について述べる。まず、本研究では Sheared issue の効用値を Local issue よりも高く設定している。その理由としては、合意形成を行う 2 者間を繋ぐ Sheared issue が Local issue より先に削除されることを防止するためである。このような制約の間にある効用値の違いは人の交渉で想定すると、なくなると問題がある制約など単純な選好順序と異なる指標となる。たとえば、サイエンス・フィクションの小説家であるアイザック・アシモフが著書で示したロボット工学三原則 (Three Laws of Robotics) のように可能な限り守らなければならない規範があるとする [101]。ロボット工学三原則では、人間への安全性、命令への服従、自己防衛である。上記で示した守るべき規範は、選好順序として効用値から他の論点と単純に比較することは好ましいことではない。また、規範とま

でもいかなくとも，交渉するエージェントの信念の違いを表現する重み付けの設定から重要度を考慮する必要がある．以上を踏まえると，制約の重要度は，規範などの実社会に自動交渉を応用するために考慮すべき大きな問題であり，その実現は今後の課題とする．



## 参考文献

- [1] 馬場口登, 山田誠二, 人工知能の基礎 (第 2 版). オーム社, 2015.
- [2] S.J.Russell, P.Norvig 著, 古川康一訳, エージェントアプローチ人工知能第 2 版. 共立出版, 2015.
- [3] Gasser, Robin and Huhns, Michael N, *Distributed artificial intelligence*. Morgan Kaufmann, 2014, vol. 2.
- [4] A. H. Bond, *Readings in Distributed Artificial Intelligence*. Morgan Kaufmann, 1988.
- [5] Y. Shoham and K. Leyton-Brown, *Multiagent systems: Algorithmic, game-theoretic, and logical foundations*. Cambridge University Press, 2008.
- [6] 伊藤孝行, 金森亮, 大塚孝信, and 原圭佑, “未来の社会システムを支えるマルチエージェントシステム研究 (1): 経済パラダイム, 交渉エージェント, 交通マネジメント (<特集> エージェント),” 人工知能学会誌, vol. 28, no. 3, pp. 360–369, 2013.
- [7] 人工知能学会, 人工知能学事典. 共立出版, 200.
- [8] 石田亨, 桑原和宏, “分散人工知能 (1): 協調問題解決,” 人工知能学会誌, vol. 7, no. 6, pp. 945–954, 1992.
- [9] V. R. Lesser and D. D. Corkill, “Functionally-Accurate Cooperative Distributed Systems.” *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 11, no. 1, pp. 81–96, 1981.
- [10] 大田信行, “AI 医療の可能性と課題,” ファルマシア, vol. 54, no. 9, pp. 843–847, 2018.
- [11] 原聡, “私のブックマーク「説明可能 ai」,” 人工知能, vol. 34, 2019.
- [12] Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA), “Explainable Artificial Intelligence (XAI),” <https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence>, (閲覧日: 2019 年 1 月 27 日).
- [13] Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI), “AAAI 2019 Tutorial on On Explainable AI: From Theory to Motivation, Applications and Limitations,” <https://xaitutorial2019.github.io/>, (閲覧日: 2019 年 1 月 27 日).



- [14] Adadi, Amina and Berrada, Mohammed, “Peeking inside the black-box: A survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI),” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 52 138–52 160, 2018.
- [15] Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA), “Defense advanced research projects agency,” <https://www.darpa.mil/>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [16] C. Jonker, S. Kraus, K. Hindriks, and R. Lin, “The first automated negotiating agents competition (anac2010),” <http://mmi.tudelft.nl/negotiation/tournament>, 2010.
- [17] K. Gal, T. Ito, C. Jonker, S. Kraus, K. Hindriks, R. Lin, and T. Baarslag, “The fourth international automated negotiating agents competition (anac2013),” <http://www.itolab.nitech.ac.jp/ANAC2013/>, 2013.
- [18] R. Aydogan, T. Baarslag, K. Fujita, T. Ito, K. Hindriks, and C. Jonker, “The sixth international automated negotiating agents competition (anac2014),” <http://web.tuat.ac.jp/katfuji/ANAC2015/>, 2014.
- [19] P. Faratin, C. Sierra, and N. R. Jennings, “Using similarity criteria to make issue trade-offs in automated negotiations,” *artificial Intelligence*, vol. 142, no. 2, pp. 205–237, 2002.
- [20] L.-K. Soh and X. Li, “Adaptive, confidence-based multiagent negotiation strategy,” in *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems- Volume 3*. IEEE Computer Society, 2004, pp. 1048–1055.
- [21] S. Fatima, M. Wooldridge, and N. R. Jennings, “Optimal negotiation of multiple issues in incomplete information settings,” in *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems- Volume 3*. IEEE Computer Society, 2004, pp. 1080–1087.
- [22] R. Y. Lau, “Towards genetically optimised multi-agent multi-issue negotiations,” in *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. IEEE, 2005, pp. 35c–35c.
- [23] M. Klein, P. Faratin, H. Sayama, and Y. Bar-Yam, “Negotiating complex contracts,” *Group Decision and Negotiation*, vol. 12, no. 2, pp. 58–73, 2003.
- [24] R. Hadfi and T. Ito, “Complex multi-issue negotiation using utility hyper-graphs,” *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol. 19, no. 4, pp. 514–521, 2015.
- [25] G. Weiss, *Multiagent Systems A Modern Approach to Artificial Intelligence*. The

- MIT Press, 1999.
- [26] 伊藤孝行, “意思決定支援のためのマルチエージェントの協調機構とその応用に関する研究,” Ph.D. dissertation, 名古屋工業大学, 2000.
  - [27] H. W. Von Neumann, John and Morgenstern, Oskar and Kuhn, *Theory of games and economic behavior*. Princeton university press, 2007.
  - [28] 岡田章, ゲーム理論. 有斐閣, 1997.
  - [29] 鈴木光男, 新ゲーム理論. 勁草書房, 1994.
  - [30] 鈴木光男, ゲーム理論入門. 共立出版, 1981.
  - [31] 新村出編, 広辞苑, 第六版 ed. 岩波書店, 2008.
  - [32] T. Ito, H. Hattori, and M. Klein, “Multi-issue negotiation protocol for agents: Exploring nonlinear utility spaces,” *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1347–1352, 2007.
  - [33] Edgar H. Schein 著, 稲葉元吉, 尾川丈一訳, プロセス・コンサルテーション—援助関係を築くこと. 白桃書房, 2012.
  - [34] J. Zola, “Scored Discussions,” *Social Education*, vol. 56, no. 2, pp. 121–125, 1992.
  - [35] 奥原俊, 伊藤孝行, “ペア学習におけるペアの繋がりが与える影響と効果,” パーソナルコンピュータ利用技術学会, vol. 38, no. 10, pp. 9–14, 2014.
  - [36] 遠西昭寿, 伊藤聡子, 円谷秀雄, and 高橋忠雄, “理科実験学習におけるグループ構成とその効果 (i): ソシオメトリックなグループ構成について,” 日本教科教育学会誌, vol. 8, no. 1, pp. 9–20, 1983.
  - [37] 竹之下休蔵, 松延博, 松本千代栄, 松田岩男, and 宇土正彦, “グループ学習の指導に関する実証的研究:(1) 問題と研究法,” 体育学研究, vol. 3, no. 1, p. 135, 1958.
  - [38] 尾澤重知, 望月俊男, 江木啓訓, and 國藤進, “グループ間相互評価による協調学習の再吟味支援の効果,” 日本教育工学会論文誌, vol. 28, no. 4, pp. 281–294, 2005.
  - [39] 須野学, 吉田登志子, 小山敏広, 座間味義人, 三好智子, 水島孝明, and 谷本光音, “新教育技法「チーム基盤型学習 (tbl)」の臨床薬学教育における有用性,” *Yakugaku Zasshi*, vol. 133, no. 10, pp. 1127–1134, 2013.
  - [40] 松村明編, 大辞林, 第三版. 三省堂.
  - [41] 深田博己編著, 説得心理学ハンドブック-説得コミュニケーション研究の最前線. 北大路書房, 2002.
  - [42] Y. HAMADA and H. SHOJI, “A Study on the Feature Analysis of the Success Pattern of Consensus Building Processes,” *Transactions of Japan Society of Kansei Engineering*, vol. 16, no. 1, pp. 43–50, 2017.

- [43] Web Hypertext Application Technology Working Group (WHATWG) , “HTML,” <https://html.spec.whatwg.org/multipage/>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [44] World Wide Web Consortium (W3C), “Cascading Style Sheets home page,” <https://www.w3.org/Style/CSS/>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [45] Mozilla, “Javascript,” <https://developer.mozilla.org/ja/docs/Web/JavaScript>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [46] N. Developers, “Node.js とは,” <https://nodejs.org/ja/about/>, (閲覧日 : 2019 年 12 月 20 日) .
- [47] “socket.io,” <https://socket.io/>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [48] “SQLite,” <https://www.sqlite.org/index.html>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [49] A. Shreve, “ngrok,” <https://ngrok.com/>, (閲覧日 : 2019 年 1 月 27 日) .
- [50] 奥原俊, 田中雅章, 武藤晃一, 鈴木浩子, 菅原良, 伊藤孝行, “グループ学習における音声情報を用いた求人用語学習支援システムの試作,” コンピュータ&エデュケーション, vol. 46, pp. 46–51, 2019.
- [51] 星野欣生, 人間関係づくりトレーニング. 金子書房, 2002.
- [52] X. Luo, N. R. Jennings, N. Shadbolt, H.-f. Leung, and J. H.-m. Lee, “A fuzzy constraint based model for bilateral, multi-issue negotiations in semi-competitive environments,” *Artificial Intelligence*, vol. 148, no. 1-2, pp. 53–102, 2003.
- [53] X. Luo, H.-f. Leung, and J. H.-m. Lee, “Theory and properties of a selfish protocol for multi-agent meeting scheduling using fuzzy constraints,” in *ECAI*, 2000, pp. 373–377.
- [54] 藤田桂英, 森頭之, 伊藤孝行, “ANAC: Automated negotiating agents competition (国際自動交渉エージェント競技会)< 特集 > 人工知能研究のベンチマークとは-標準問題・データセット・評価手法-,” 人工知能, vol. 31, no. 2, pp. 237–247, 2016.
- [55] T. Baarslag, K. Fujita, E. H. Gerding, K. Hindriks, T. Ito, N. R. Jennings, C. Jonker, S. Kraus, R. Lin, V. Robu *et al.*, “Evaluating practical negotiating agents: Results and analysis of the 2011 international competition,” *Artificial Intelligence*, vol. 198, pp. 73–103, 2013.
- [56] A. B. Hassanat, M. A. Abbadi, G. A. Altarawneh, and A. A. Alhasanat, “Solving the Problem of the K Parameter in the KNN Classifier Using an Ensemble Learning Approach,” *International Journal of Computer Science and Information Security*, vol. 12, no. 8, pp. 33–39, 2014.
- [57] P. Faratin, C. Sierra, and N. R. Jennings, “Negotiation decision functions for au-

- 
- tonomous agents,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 24, no. 3-4, pp. 159–182, 1998.
- [58] S. Kawaguchi, K. Fujita, and T. Ito, “Agentk: Compromising strategy based on estimated maximum utility for automated negotiating agents,” in *New Trends in Agent-Based Complex Automated Negotiations*. Springer, 2012, pp. 137–144.
  - [59] B. Tim, “What to bid and when to stop,” Ph.D. dissertation, Delft University of Technology, 2014.
  - [60] S. Chen and G. Weiss, “An efficient and adaptive approach to negotiation in complex environments,” in *ECAI*, vol. 242, 2012, pp. 228–233.
  - [61] J. Brzostowski and R. Kowalczyk, “Adaptive negotiation with on-line prediction of opponent behaviour in agent-based negotiations,” in *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM international conference on Intelligent Agent Technology*. IEEE Computer Society, 2006, pp. 263–269.
  - [62] C. R. Williams, V. Robu, E. H. Gerding, and N. R. Jennings, “Using gaussian processes to optimise concession in complex negotiations against unknown opponents,” in *Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2011.
  - [63] S. Liu, A. Moustafa, and T. Ito, “Agent33: An automated negotiator with heuristic method for searching bids around nash bargaining solution,” in *International Conference on Principles and Practice of Multi-Agent Systems*. Springer, 2018, pp. 519–526.
  - [64] T. Matsune and K. Fujita, “Weighting estimation methods for opponents’ utility functions using boosting in multi-time negotiations,” *IEICE Transactions on Information and Systems*, vol. 101, no. 10, pp. 2474–2484, 2018.
  - [65] K. Iwasa and K. Fujita, “Prediction of nash bargaining solution in negotiation dialogue,” in *Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*. Springer, 2018, pp. 786–796.
  - [66] M. J. Osborne and A. Rubinstein, *Bargaining and markets*. Academic press, 1990.
  - [67] A. Rubinstein, “Perfect equilibrium in a bargaining model,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 97–109, 1982.
  - [68] T. Ito, H. Hattori, and M. Klein, “Multi-issue negotiation protocol for agents: Exploring nonlinear utility spaces,” in *IJCAI*, vol. 7, 2007, pp. 1347–1352.
  - [69] Q. Bai, F. Ren, K. Fujita, M. Zhang, and T. Ito, *Multi-agent and Complex Systems*. Springer, 2017.

- [70] N. Fukuta, T. Ito, M. Zhang, K. Fujita, and V. Robu, *Recent Advances in Agent-based Complex Automated Negotiation*. Springer, 2016, vol. 638.
- [71] K. Fujita, T. Ito, M. Zhang, and V. Robu, *Next Frontier in Agent-based Complex Automated Negotiation*. Springer, 2015, vol. 596.
- [72] I. Marsa-Maestre, M. A. Lopez-Carmona, T. Ito, M. Zhang, Q. Bai, and K. Fujita, *Novel insights in agent-based complex automated negotiation*. Springer, 2014, vol. 535.
- [73] T. Ito, M. Zhang, V. Robu, and T. Matsuo, *Complex automated negotiations: Theories, models, and software competitions*. Springer, 2013.
- [74] T. Ito, M. Zhang, V. Robu, S. Fatima, and T. Matsuo, *New trends in agent-based complex automated negotiations*. Springer, 2011, vol. 383.
- [75] T. Ito, M. Zhang, V. Robu, S. Fatima, T. Matsuo, and H. Yamaki, *Innovations in Agent-Based Complex Automated Negotiations*. Springer, 2010, vol. 319.
- [76] T. Ito, M. Zhang, V. Robu, S. Fatima, and T. Matsuo, *Advances in agent-based complex automated negotiations*. Springer, 2009, vol. 233.
- [77] T. Ito, H. Hattori, M. Zhang, and T. Matsuo, *Rational, robust, and secure negotiations in multi-agent systems*. Springer, 2008, vol. 89.
- [78] V. Robu, D. J. A. Somefun, and J. A. La Poutré, “Modeling complex multi-issue negotiations using utility graphs,” in *AAMAS '05: Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*. New York, NY, USA: ACM, 2005, pp. 280–287.
- [79] V. Robu and H. La Poutré, “Constructing the structure of utility graphs used in multi-item negotiation through collaborative filtering of aggregate buyer preferences,” in *Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems*. Springer, 2008, pp. 147–168.
- [80] R. Aydogan, T. Baarslag, K. Hindriks, C. Jonker, and P. Yolum, “Heuristics for using cp-nets in utility-based negotiation without knowing utilities,” *Knowledge and Information Systems*, vol. 45, pp. 357–388, 11 2015.
- [81] R. Hadfi and T. Ito, “On the complexity of utility hypergraphs,” in *Proceedings of the Seventh International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations(ACAN2014)*, 2014.
- [82] H. Rafik and I. Takayuki, “Modeling complex nonlinear utility spaces using utility hyper-graphs,” in *Modeling Decisions for Artificial Intelligence*. Springer, 2014,

- pp. 14–25.
- [83] H. Tamura and Y. Nakamura, “Decompositions of multiattribute utility functions based on convex dependence,” *Operations Research*, vol. 31, no. 3, 1983.
  - [84] I. Marsa-Maestre, M. A. Lopez-Carmona, J. R. Velasco, and E. de la Hoz, “Effective bidding and deal identification for negotiations in highly nonlinear scenarios,” in *Proc. of The 8th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2009)*, 2009, pp. 1057–1064.
  - [85] S. Fatima, M. Wooldridge, and N. R. Jennings, “An analysis of feasible solutions for multi-issue negotiation involving nonlinear utility functions,” in *AAMAS (2)*, 2009, pp. 1041–1048.
  - [86] P. Faratin, C. Sierra, and N. R. Jennings, “Negotiation decision functions for autonomous agents,” *Int. Journal of Robotics and Autonomous Systems*, vol. 24, no. 3 - 4, pp. 159–182, 1998. [Online]. Available: <http://eprints.ecs.soton.ac.uk/2117/>
  - [87] T. Baarslag, K. Fujita, E. Gerding, K. Hindriks, T. Ito, N. R. Jennings, C. Jonker, S. Kraus, R. Lin, V. Robu, and C. Williams, “The first international automated negotiating agents competition,” *Artificial Intelligence Journal (AIJ)*, 2012, (to appear).
  - [88] S. Kawaguchi, K. Fujita, and T. Ito, “Compromising strategy based on estimated maximum utility for automated negotiation agents competition (anac-10),” in *Modern Approaches in Applied Intelligence*. Springer, 2011, pp. 501–510.
  - [89] T. Baarslag, “What to bid and when to stop,” Master’s thesis, Delft University of Technology, 2014.
  - [90] K. Sycara, “Argumentation : Planning other agents’ plans,” in *Proceedings on International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-89)*, 1989, pp. 517–523.
  - [91] K. P. Sycara, “Argumentation : Planning other agents’ plans,” in *Proceedings on International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-89)*, 1989, pp. 517–523.
  - [92] K. Sycara, “Resolving goal conflicts via negotiation,” in *Proceedings of Fifth National Conference on Artificial Intelligence*, 1988, pp. 245–250.
  - [93] K. Sycara-Cyranski, “Arguments of persuasion in labor mediation,” in *Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI-85)*, 1985, pp. 294–296.

- [94] T. Wakaki and K. Nitta, *Mathematical discussion*. :Tokyo Denki University Press, 2017(Japanese).
- [95] C. Sierra, N. R. Jennings, P. Noriega, and S. Parsons, “A framework for argumentation-based negotiation,” in *ATAL*, 1997.
- [96] M. Yokoo, E. H. Durfee, T. Ishida, and K. Kuwabara, “The distributed constraint satisfaction problem: formalization and algorithms,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 10, no. 5, pp. 673–685, Sep. 1998.
- [97] F. Fioretto, E. Pontelli, and W. Yeoh, “Distributed constraint optimization problems and applications: A survey,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 61, pp. 623–698, 2018.
- [98] F. K. Dosilovic, M. Brcic, and N. Hlupic, “Explainable artificial intelligence: A survey,” *2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO 2018 - Proceedings*, no. May, pp. 210–215, 2018.
- [99] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, “Reducing the dimensionality of data with neural networks,” *science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504–507, 2006.
- [100] 麻生英樹, 安田宗樹, 前田新一, 岡野原大輔, 岡谷貴之, 久保陽太郎, ボレガラダヌシカ 著, 人工知能学会 監修, 神瀧敏弘 編, 深層学習 *Deep Learning*. 近代科学社, 2015.
- [101] アイザック, アシモフ著, 小尾英佐訳, われはロボット. 早川書房, 1983.

## 謝辞

本論文は筆者が名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻博士後期課程に在籍中の研究成果をまとめたものである。

本論文を執筆するにあたり、ご指導を賜りました名古屋工業大学の伊藤孝行教授に謹んで感謝の意を表します。伊藤孝行教授とは、2006年の名古屋工業大学の講義を受講したことが、出会いの切っ掛けでした。その後、私は2008年に伊藤孝行研究室の2期生として配属され、伊藤孝行教授からご指導を頂きました。2009年度に名古屋工業大学を卒業以降も、起業をした私をご心配し、様々なご支援を頂きました。起業した会社を売却した後に東日本大震災があり、災害による人の命の儚さから、人間の伝承の大切さを知り、大同大学高等学校で非常勤講師として働くことにしました。その中で、高等学校の生徒に一方的に教えるのではなく、大学で勉学に励む学生と共に学び、社会に貢献したいと思い、2011年に伊藤孝行教授の研究室を再び訪れました。私は学部、修士課程、博士課程と伊藤孝行研究室で長期間に渡り、学ぶ機会を得ることができました。現在、私は伊藤孝行教授と出会った当初の年齢になり、名古屋工業大学から旅立とうとしています。ここまで、来れたのは、全て伊藤孝行教授に懇切丁寧なご指導、及び公私に渡る多大なご支援のお陰であり、感謝いたします。

また、本論文を提出するにあたり、副査をお願いしてご助言を賜りました名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻の加藤昇平教授、打矢隆弘准教授、白松俊准教授、産業技術大学院大学松尾徳朗教授には感謝いたします。

加藤昇平教授には、修士課程の頃から継続的に有益なご指摘と心温まる励ましを頂き、厚く御礼申し上げます。打矢隆弘准教授には知能情報学の知見から新たな視点と観点のご指導を頂きました。ここに感謝を申し上げます。白松俊准教授には情報工学分野における多くの有益なご助言とご教示を賜り、心より謝意を申し上げます。

産業技術大学院大学の松尾徳朗教授には、各種学会にお誘い頂くだけに留まらず、名古屋工業大学で長年の時を過ごしていた筆者に叱咤激励をして頂きました。松尾徳朗教授のおっしゃった「毎日、どんなに苦しくても論文を5行は書くことが必ず次に繋がる」という言葉に励まされ、本博士論文を無事に執筆することができました。ここに感謝いたします。

名古屋工業大学の犬塚孝信准教授には、修士論文の執筆方法から博士論文のまとめ方ま



で、懇切丁寧なご助言、ご指導を頂きました。特にロシア連邦で執筆していた修士論文は大変に思い出が深く、お忙しい中、大塚孝信准教授から頂いた添削、およびご指導を頂き、誠に感謝いたします。

ユマニテク短期大学の田中雅章教授には、論文の添削、論文執筆、実験場所の提供まで、多岐にわたり、ご支援を頂きました。まさにもう 1 人の私の師であり、心より感謝いたします。

東京農工大学藤田桂英准教授には、研究内容に関するご助言を懇切丁寧に頂きましたことを心より感謝を申し上げます。

伊藤孝行研究室の名古屋工業大学の Ahemd Mustafa 准教授、Rafik Hadfi 特任助教、蟻坂竜大特任助教、山口直子研究員、博士後期課程の堀田竜士君、谷文君、在校生、卒業生らには、共に学び、研究で切磋琢磨することができました。皆様に感謝いたします。2004 年から 2009 年、及び 2011 年 2020 年と実に 14 年間の時を名古屋工業大学と共に過ごしており、本研究に辿り、多くの教員、学生、友人、知人にご支援を頂きました。ここに記載できなかった多くの方々に感謝いたします。また、その長きに渡る名古屋工業大学の生活の中で、博士課程に進学するよりも前から、私を影から支えてくれた父（奥原政弘）、母（奥原登茂子）、そして、2016 年 12 月 11 日に永眠した祖父（奥原弘）に感謝をいたします。私が修士学生時代から研究のデータ入力作業、及びシステムの画像の作成などに協力してくれた湯澤菜摘には感謝いたします。現在、彼女は私の妻となり、奥原菜摘として、私の研究生活を支えるだけでなく、息子の千晃と共に私の研究に対する原動力となっております。最後になりますが、本論文は長きに渡り、ご指導を頂いた伊藤孝行教授がいなければ世に出ておりません。ここに重ねて感謝を示すと共に伊藤孝行研究室で共に過ごした皆さまや研究協力者、及び被験者の方々、家族に感謝を申し上げます。

2020 年 1 月

奥原俊

## 本論文に関する研究業績

### 学術論文

- (1). Shun Okuhara, Takayuki Ito, “Compromising Strategies for Agents in Multiple Inter-dependent Issues” ,IEICE Transactions on Communications (D), Vol.J103-D, No.4, 2020
- (2). 奥原俊、濱田大槻、伊藤孝行、Ahmed Moustafa, ” 過去交渉情報を元に K-近傍法を用いた自動交渉エージェントの試作”, 情報処理学会論文誌, Vol.60, pp.1662 - 1671, 2019
- (3). 奥原俊、田中雅章、武藤晃一、鈴木浩子、菅原良、伊藤孝行, ” グループ学習における議論内容把握システムを用いた発話内容の評価に関する研究”, コンピュータ&エデュケーション Vol.46, pp.46-51,2019
- (4). 奥原俊、菅原良、伊藤孝行, ” グループ学習における議論内容把握システムを用いた発話内容の評価に関する研究”, コンピュータ&エデュケーション Vol.42, pp.37-42,2017
- (5). 奥原俊、伊藤孝行, ” ペア学習におけるペアの繋がりが与える影響と効果”, パーソナルコンピュータ利用技術学会, 第 10 巻, pp.9-14, 2016
- (6). 奥原俊、朝日大貴、伊藤孝行, ” 敬語習熟度に基づく学習支援システムの実装”, コンピュータ&エデュケーション Vol.38, pp.104-109, 2015
- (7). 奥原俊, ” 学習リレーションシップに基づいたグループ支援手法の導入と実践”, コンピュータ&エデュケーション Vol.37, pp.97-102, 2014

## 査読付き国際会議

- (1). Shun Okuhara, Takayuki Ito, "A Compromising Strategy Based on Constraint Relaxation for Automated Negotiating Agents", 2019 The 16th Pacific International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI 2019), pp. 675-687, 2019.
- (2). Okuhara, Shun, Takayuki Ito. "A Negotiation Strategy Based on Compromising Degree." the 20th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD 2019). Springer, pp. 67-80, 2019.
- (3). Shun Okuhara, Takayuki Ito, "Effect of teaching support system for feature words on Group learning", Intelligent Tutoring Systems: 14th International Conference (ITS 2018), Doctoral Consortium, Springer, pp.493-495, 2018.
- (4). Yusuke Suzuki, Shun Okuhara, Ryo Sugawara, "Exploratory study of the recognition of complex double network model", Proceedings of 2017 4th International Conference on Industrial Engineering and Applications, pp.322-326, 2017.
- (5). Okuhara shun, Takanobu Otsuka, Raiye Hailu Alemayehu, Mikoto Okumura, Takayuki Ito, "Teaching Method based on Learning Networks", 2012 IEEE 14th International Conference on Commerce and Enterprise Computing (SEMP2012), cec2012, pp.140-143, 2012.

## 国際会議（査読なし）

- (1). Shun Okuhara, Takayuki Ito, "A Moral-oriented Negotiation based on the Constraint-based Utility Graph Model", IJCAI 2019 Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN), 2019.
- (2). Shun Okuhara, Takayuki Ito, "Research on Discussion Intervention Using Feature Value of Vocabulary in Shallow Learning", The 12th International Conference on Knowledge, Information and Creativity Support Systems (KICSS 2017), 2017.
- (3). Shun Okuhara, Koichi Muto, Ryo Sugawara, Takayuki Ito, "Exploratory Research on Feature Value of Discussion Vocabulary in Group Learning", The 12th International

- Conference on Knowledge, Information and Creativity Support Systems (KICSS 2017 ),Poster Presentation, 2017.
- (4). Shun Okuhara, Takayuki Ito,” Application of Web-based Learning Network System to Pair Learning for programming lessons in technical high school”, 2014 International Conference on e-Commerce, e-Administration, e-Society, e-Education, and e-Technology, 2014.
- (5). Shun Okuhara,Takayuki Ito,”Effect of Application of Web-based Learning Network System to Pair Learning for programming lessons in technical high school”,2014 International Symposium on Education and Psychology, 2014.

## 国内口頭発表

- (1). 奥原俊, 伊藤孝行, GP モデルを用いた自動交渉プロトコルの提案, 令和元年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会, 2019
- (2). 奥原俊, 伊藤孝行, 自動交渉エージェントのための制約緩和を用いた説明可能な妥協アルゴリズム, 2019 年度人工知能学会全国大会 (第 33 回), 2019
- (3). 奥原俊, 伊藤孝行, 自動交渉エージェントのための制約緩和を用いた妥協プロセスとその評価, 第 195 回情報処理学会知能システム研究会 (SIG-ICS), 2019
- (4). 奥原俊, 菅原良, 伊藤孝行, 自動交渉における妥協のモデル化に関する探索的な研究, 第 3 回国際 ICT 利用研究学会研究会, 2019
- (5). 奥原俊, 菅原良, 伊藤孝行, 複雑論点交渉問題における非線形効用関数に関する探索的な研究, 第 3 回国際 ICT 利用研究学会 (IIARS2018), 2018
- (6). 菅原良, 奥原俊, 福山佑樹, 佐藤喜一, e ラーニングにおける学習者の学習癖と学習効果に関する探索的研究, 第 3 回国際 ICT 利用研究学会 (IIARS2018), 2018
- (7). 奥原俊, 菅原良, 伊藤孝行, 議論における特徴的な単語に基づいた指導エージェントの介入が学習者に与える影響, 平成 30 年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会, 2018
- (8). 大島悠平, 富安泰成, 奥原俊, 武藤晃一, 学習への動機づけが視線に及ぼす影響の調査グループ学習における対話の特徴的な単語を用いた学習支援システムの提案とその効果, 第 3 回国際 ICT 利用研究学会研究会, 2018

- (9). 奥原俊, 伊藤孝行, グループ学習における対話の特徴的な単語を用いた学習支援システムの提案とその効果, 情報処理学会第 80 回全国大会, 2018
- (10). 石田健太, 伊藤孝行, 奥原俊, Web 上での議論におけるファシリテータの社会的存在感の影響に関する研究, 情報処理学会第 80 回全国大会, 2018
- (11). 奥原俊, 菅原良, 田中雅章, 伊藤孝行, グループ学習における学習助言の自動支援に関する探索的な研究, 第 2 回国際 ICT 利用研究学会 (IIARS2017) 全国大会, ポスター発表, P-4(2-pages), 2017
- (12). 鈴木優介, 西田健人, 中山翔太, 奥原俊, 菅原良, グループ学習における合意形成に対する雑談の影響とその効果に関する探索的な研究, 第 12 回日本感性工学会春季大会, 2017
- (13). 奥原俊, 伊藤孝行, 雑談が問題解決型の議論に与える影響とその効果に関する研究 2017 年度人工知能学会全国大会 (第 31 回), 2017
- (14). 奥原俊, 菅原良, 山崎一徳, 伊藤孝行, 多様な学習者の学習情報の伝搬が学習行動に与える影響に関する調査の検討, 第 4 回パーソナルコンピュータ利用技術学会合同研究会, 2016
- (15). 奥原俊, 伊藤孝行, ブレインストーミングにおける発話の可視化の影響に関する探索的な研究第 19 回人工知能学会知識流通ネットワーク研究会, 2016
- (16). 朝日大貴, 奥原俊, 伊藤孝行, 敬語学習支援システムの試作と評価, 情報処理学会第 77 回全国大会, 2015
- (17). 奥原俊, 伊藤孝行, グループ学習における教え合いネットワークの関係構造が与える影響と効果, 第 175 回情報処理学会知能システム研究会 (SIG-ICS), 2014
- (18). 奥原俊, 伊藤孝行, 集団的知性と学びに関する分析, H26 電気関係学会東海支部連合大会, 2014
- (19). 奥原俊, 伊藤孝行, ペア学習におけるネットワークの構造とその影響, 人工知能学会全国大会 (JSAI2014), 2014
- (20). 奥原俊, 伊藤孝行, 学習ネットワークの情報伝搬にペア学習が与える影響の分析, 情報処理学会第 76 回全国大会, 2014
- (21). 奥原俊, 大塚孝信, 吉村卓也, 伊藤孝行, グループ学習における教え合いネットワークの影響とその効果に関する研究, 2013 年度人工知能学会全国大会 (第 27 回), 2013

- 
- (22). 奥原俊, 大塚孝信, 吉村卓也, 伊藤孝行, グループ学習における学習ネットワークの及ぼす影響とその効果に関する研究, 第 171 回情報処理学会知能システム研究会, 2013
  - (23). 奥原俊, 大塚孝信, 吉村卓也, 奥村命, 橋本創, 田中雅章, 伊藤孝行, 協調学習のグループ形成支援システムの試作, 科学技術振興機構 (JST) 第 9 回情報プロフェッショナルシンポジウム INFOPRO2012 予稿集, pp103-107, 2012
  - (24). 奥原俊, 大塚孝信, 吉村卓也, 伊藤孝行, 協調学習のグループ分けのための学生間の学習関係調査システムの提案, 平成 24 年度電気関連学会東海支部連合大会, 2012
  - (25). 奥原俊, 大塚孝信, 吉村卓也, 伊藤孝行, 学生間の学習関係ネットワークを利用した学習指導法の提案, 第 11 回情報科学技術フォーラム, 2012

## 受賞歴

- (1). Shun Okuhara, Takayuki Ito, A Negotiation Strategy based on Compromising Degree, the 20th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD 2019), Best Paper Award, 2019.6.9
- (2). 奥原俊, 菅原良, 伊藤孝行, 複雑論点交渉問題における非線形効用関数に関する探索的な研究, 第 3 回国際 I C T 利用研究学会全国大会優秀研究発表賞, 2018.12.8
- (3). 菅原良, 奥原俊, 福山佑樹, 佐藤喜一, e ラーニングにおける学習者の学習癖と学習効果に関する探索的研究, 第 3 回国際 I C T 利用研究学会全国大会研究奨励賞, 2018.12.8
- (4). 奥原俊, 菅原良, 田中雅章, 伊藤孝行, グループ学習における学習助言の自動支援に関する探索的な研究, 第 2 回国際 I C T 利用研究学会全国大会優秀ポスター賞, 2017.12.9



## その他の研究業績

### 著書

- (1). 菅原良, 松下慶太, 木村拓也, 渡部昌平, 神崎秀嗣 編著, 後藤文彦, 橋本論, 久川伸子, 伊吹勇亮, 石川隆志, 勝又あずさ, 川崎友嗣, 松坂暢浩, 森樹男, 落合一泰, 奥原俊, 鈴木浩子, 高橋美保, 竹内一真, 渡部淳 共著, キャリア形成支援の方法論と実践, 東北大学出版会, 7 章 pp.183～213, 2017.

### 翻訳書

- (1). 経済協力開発機構 (OECD) 著, 菅原良 監修, 高橋南海子, 奥原俊, 坂本文子, 神崎秀嗣, 松下慶太, 竹内一真 翻訳, 国際化のなかのスキル形成—グローバルバリューチェーンは雇用を創出するのか, OECD スキル・アウトLOOK 2017, 明石書店, 1 章, pp.25～47, 2019.
- (2). 経済協力開発機構 (OECD) 著, 菅原良, 福田哲哉, 松下慶太 監修, 竹内一真, 佐々木真理, 橋本論, 神崎秀嗣, 奥原俊 翻訳, 若者のキャリア形成—スキルの獲得から就業力の向上, アントレプレナーシップの育成へ OECD スキル・アウトLOOK 2015, pp.175～190, 明石書店, 2017.

### 査読付き国際会議

- (1). Ryo Sugawara, Shun Okuhara, Yuki Fukuyama, Yoshikazu Sato, "Exploratory Study on Correlations between Students' Characteristics and Effects in the Case of Online Learning on University Students", The 2nd International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC 2020), 2020.



- (2). Ryo Sugawara, Shun Okuhara, Yoshikazu Sato, “Study about the Aptitude-Treatment Interaction between Learning Using the E-Learning System and Learning Type of Learner” , 2020 The 7th International Conference on Education and Psychological Sciences (ICEPS 2020), 2020.

## 国内口頭発表

- (1). 菅原良, 奥原俊, 福山佑樹, 佐藤喜一, e ラーニングシステムを活用した入学前教育におけるプレ・ポストテスト得点にみる学習傾向分析, 教育システム情報学会 (JSiSE) 2019 年度第 2 回研究会, 2019.
- (2). 菅原良, 福山佑樹, 奥原俊, 佐藤喜一, AO・推薦入試合格者の学習習慣の改善と学力向上を目的とした e ラーニングの活用に関する経年比較, 教育システム情報学会 (JSiSE) 2018 年度特集論文研究会, 2019.
- (3). 菅原良, 奥原俊, 福山佑樹, 佐藤喜一, e ラーニングにおける学習者の学習癖とテスト得点に関する探索的研究, 日本教育工学会研究会 No.19-1 , 2019.
- (4). 繁田清楓, 奥原俊, 田中雅章, SNOMED-CT を用いたオープンデータに利用可能な献立表の提案, ポスター発表, 2016.
- (5). 早川知道, 奥原俊, 吉田詠梨, 固定数記名投票方式による集団的意思決定支援の為の投票システムの試作, パーソナルコンピュータ利用技術学会全国大会講演論文集 10, 2015.
- (6). 吉田詠梨, 奥原俊, 早川知道, 伊藤孝行, グループ意思決定支援のための投票システムの試作, 研究報告知能システム (ICS), 2014-ICS-175, No.2(6-pages), 2014.
- (7). 吉田詠梨, 奥原俊, 早川知道, 伊藤孝行, グループ意思決定支援のための投票システムの試作, 第 76 回全国大会講演論文集, pp271-272, 2014.
- (8). 橋本創, ヒロジャンツォ, 伊藤孝行, 奥原俊, 田中雅章, 学生の学習姿勢向上の為の Web システムの試作, 平成 23 年度電気関係学会東海支部連合大会, 2011.
- (9). 奥原俊, ライーハイルアレマエフ, 藤田桂英, 小林真雄, 伊藤孝行, ユーザの嗜好を考慮した物々交換サイトの試作, 平成 20 年度電気関係学会東海支部連合大会, 2008.

## 受賞歴

- (1). Shun Okuhara, the 20th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD 2019), Special Leadership Award, 2019.9
- (2). 奥原俊, 早川浩平, 早川知道, 高齢者・児童の身体能力を考慮した次世代型防災マップ, 第 11 回キャンパスベンチャーグランプリ中部大会努力賞, 第 11 回キャンパスベンチャーグランプリ中部大会,2013
- (3). 奥原俊, 東海地区電気教育研究会会長賞, 2004

