

グループ効用最適化を目的とした 論点クラスタと分散 GA を用いた手法の提案

水谷 信泰^{†1} 藤田 桂英^{†2} 伊藤 孝行^{†1,†2,†3}

マルチエージェントシステムの分野において、複数の論点が相互依存関係にある複雑な交渉問題が注目されている。しかし、既存の手法では論点数やエージェント数の増加に対するスケーラビリティが不十分であった。本論文では、論点の依存関係に基づくグループ分けを行い、グループごとに遺伝的アルゴリズムを用いて合意を形成する手法を提案する。さらに、シミュレーション実験により提案手法が、既存手法より優れていることを示す。

Issue Clustering and Distributed Genetic Algorithms for Optimizing Group Utility

NOBUYASU MIZUTANI,^{†1} KATSUhide FUJITA^{†2}
and TAKAYUKI ITO^{†1,†2,†3}

Multi-issue negotiation protocols represent a promising field since most negotiation problems in the real world involve multiple interdependent issues. However, the scalability of the number of Issues and agents is not enough in existing works. In this paper, we propose a new method for making agents consent. In this method, we divide issues based on interdependency of issues, and employ the genetic algorithms in each group. In addition, the experimental results demonstrate that our method is better than existing works.

^{†1} 名古屋工業大学情報工学科

Dept. of Computer Science, Nagoya Institute of Technology

^{†2} 名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻

Dept. of School of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology

^{†3} マサチューセッツ工科大学スローン経営大学院

Salon School of Management, Massachusetts Institute of Technology

1. はじめに

マルチエージェントの研究分野において複数の論点が存在する交渉問題（複数論点交渉問題：Multi-issue negotiation problem）が注目されている。ソフトウェアエージェントによる合意形成の開発が進むことにより、将来的にはソフトウェアエージェントが人の代理として交渉を行い、交渉の自動化が促進されると期待できる。

これまでに複数論点交渉問題に関して多くの研究が行われている。しかし、既存の研究の多くは論点同意がお互いに独立している問題を対象としている。このような問題では、各エージェントの効用関数は線形の関数で定義できるため、単一最適化のアプローチが可能である。しかし、実世界での交渉問題では、論点同士が相互依存関係にある場合が多い。よって、本研究で扱う複数論点交渉問題でも、複数の論点が相互依存関係にある複雑な効用空間を対象とする。このような効用空間では、各エージェントの効用関数は非線形の関数で定義される。

本研究と同様に、複数の論点が相互依存関係にある複雑な効用空間を対象とした手法として、オークションに基づく交渉プロトコル¹⁾が提案されている。しかし、オークションに基づく交渉プロトコルは最適性は高いが、論点数やエージェント数の増加に伴う効用空間の複雑化により、入札数の爆発が起きてしまう。そのため、入札数を制限する必要があり、最適率が低下してしまう。このように複数論点交渉問題では、論点数やエージェント数の増加に伴う効用空間の複雑化による最適率の低下が重要な課題である。

そこで、本研究では論点数やエージェント数の増加に対するスケーラビリティの向上を目的とし、グループ効用最適化を目的とした論点クラスタと分散 GA を用いた手法を提案する。本手法では、論点クラスタを用いて候補のサンプル集団をグループ分けし、各グループに GA を適用することで合意を決定する。また、提案手法を用いたシミュレーション実験を行い、分散 GA や GA と比較して、本手法が論点数やエージェント数の増加に対するスケーラビリティの向上に有効かを評価する。

本論文の構成を以下に示す。まず、2. で本論文が対象とする複数論点交渉問題とエージェントがもつ非線形の効用空間について述べ、本研究が応用している分散 GA について説明する。そして、3. でグループ効用最適化を目的とした論点クラスタと分散 GA を用いた手法を提案する。その後、4. において評価実験の結果を示す。最後に、5. で関連研究について示し、6. に本論文のまとめを示す。

2. 非線形効用関数に基づく交渉問題と分散 GA

2.1 複数論点交渉問題

本研究が対象とする複数論点交渉問題は、相互依存関係にある複数の論点をすべてのエージェントが共有して、合意形成を試みる場合を対象としている。つまり、複数のエージェントがいくつかの論点に関して交渉を行い、合意に達することが出来れば、参加者は効用を得られる。逆に、交渉の結果、合意に達しなかった場合は、何も得られない。そのため、膨大な合意案の中から、より高い効用を得られる合意案を決定することが本研究の目的である。

複数論点交渉問題の既存の研究では、論点同士が依存関係にない、独立性が仮定された交渉が対象とされている。そのため、エージェントの効用は線形の効用関数として表現可能であった。しかし、実世界の問題では複数の論点が全て独立していることは稀であり、複数の論点が相互依存関係にある場合の方が多い。そこで、本研究では、複数の論点が相互依存関係にあり、エージェントの効用が非線形の効用関数で表現される効用空間を対象とする。

2.2 複雑な効用空間

本研究では、 N 個のエージェントが合意形成を試みる交渉の状況を考える。論点が M 個存在し、個々の論点を $i_j \in I$ と表す。論点 i_j は $[0, X]$ の範囲の整数を値として持つ（すなわち、 $s_j \in [0, X]$ ）。交渉の結果得られる合意案は、各論点の値のベクトル $\vec{s} = (s_1, \dots, s_M)$ として表現される。

エージェントの効用関数は制約を用いて表現する。 l 個の制約が存在するとし、個々の制約は $c_k \in C$ と表す。制約は、単一、もしくは複数の次元（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。制約 c_k は、合意 $\vec{s}$ によって充足される場合にのみ、 $w_i(c_k, \vec{s})$ を効用値として持つことができる。図 1 は、論点 1、および論点 2 に関連する二項制約の例を図示したものである。本例では、論点 1 に関しては $[3, 7]$ 、論点 2 に関しては $[4, 6]$ の範囲で合意が得られた場合に制約が充足可能であり、その場合の得られる効用は 55 であることを示している。交渉に参加する全てのエージェントは、独自に制約集合を持つ。

本論文では、車の設計問題のような、基本的な意思決定問題の形式を想定しており、具体的な例として、会議などのために手配する会場仕様の決定といった問題も挙げられる。本例では、コストやキャパシティなどが具体的な論点として考えられ、それぞれに関して、“20-30 万円” や “50-70 万円”、および “30-50 人” や “50-100 人” といった形式で選択肢が与えられるケースが考えられる。各選択肢に対して、個々の論点、および他の論点との関係を考慮して評価値を決め（例えば、「コストを抑えられるならば、会場は狭くても構わない」など）、

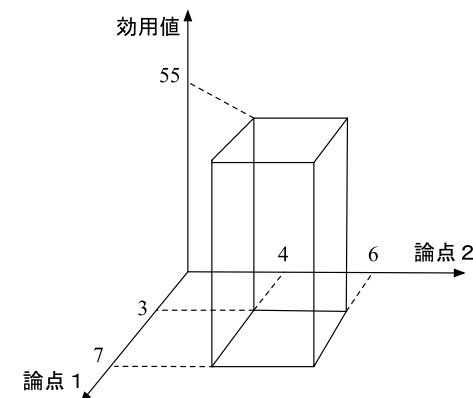


図 1 二項制約の例

各論点に関する解を決定する。ここで、エージェントが持つべき選好情報は、各論点に関して希望する代替案、および他の論点に関する希望代替案との組合せと、その評価値である。本研究で用いる制約表現では、これらの情報を表現するのに十分であり、想定する問題を扱うことが可能である。

合意 $\vec{s}$ に関するエージェント i の効用を $u_i(\vec{s}) = \sum_{c_k \in C, \vec{s} \in x(c_k)} w_i(c_k, \vec{s})$ と定義する。ここで、 $x(c_k)$ は、制約 c_k を充足可能な合意案の集合である。この効用表現により、凹凸のある非線形の効用空間が形成される。ここで、本研究における効用空間とは、各論点を取り得る値のあらゆる組合せについて、効用関数によって得られる効用値を空間状にプロットして得られるグラフを意味し、空間の次元数は、論点数+1 となる。この効用空間では、より多くの制約を充足可能な地点は効用が高くなり、逆に充足する制約数が少ない地点では、効用が低くなることで、空間内に効用値による高低が生じる。

図 2 に、非線形の効用空間の例を示す。本例では、各々 $[0, 99]$ の値域を持つ 2 つの論点が存在するため、効用空間は 3 次元のグラフとして表されている。また、単項制約（1 つの論点にしか関係しない制約）、二項制約（2 つの論点に關係する制約）が、それぞれ 50 個と 100 個あるとする。図に示す通り、非線形の効用空間は山と谷が入り組んだ複雑なものになる。線形の効用関数を前提とする既存のプロトコルでは、合意案の効用は個々の論点に関する効用の加重和であるため、平坦な超平面上での単一最適化により、良質の合意（解）を得ることができる。しかし、効用空間に不規則な凹凸がある非線形の効用空間では、既存のプ

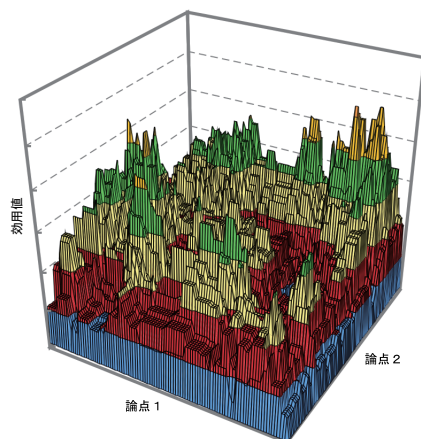


図 2 非線形効用空間の例

ロトコルを適用して、良い解を得ることは難しい。従って、本研究では、エージェントは合意案の効用を正確に評価するための完全な知識（効用関数）は持っているが、最適な合意案を事前に把握することが困難であることが前提となる。

本研究では、エージェントを実世界におけるユーザの代行者として交渉を行う主体と考える。エージェントはユーザに代わり、交渉での効用の最大化を試みる。

本論文で提案する手法の目的関数は、以下のように表現できる。ここで、 Ag はエージェントの集合を表し、 $|Ag| = N$ である。

$$\operatorname{argmax}_{\vec{s}} \sum_{i \in Ag} u_i(\vec{s})$$

言い換えると、提案手法は社会的効用、すなわち全てのエージェントの効用の総和を最大化する合意の発見を試みる。

2.3 分散 GA

本論文で提案する手法では、分散 GA²⁾ を応用している。

図 3 に、分散 GA のモデルを示す。通常の GA では、単一の母集団を用いて探索を行うのに対して、母集団を複数のサブ母集団に分割するのが分散 GA の特徴である。分散 GA の利点として、解の高品質化や計算時間の短縮が報告されている³⁾。

分散 GA での、各サブ母集団で行われる GA を用いた探索では、交叉方法や選択方法、突然変異など、一般的な単一の母集団での GA と同様の手法を用いる。分散 GA の特徴的な

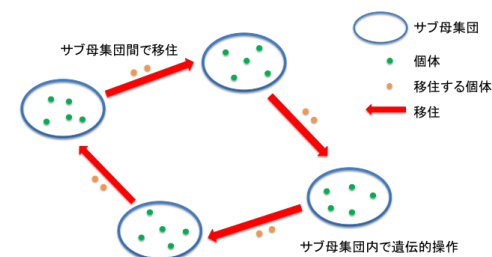


図 3 分散 GA のモデル

操作としては移住がある。分散 GA は、各サブ母集団ごとには、少ない個体数で単一の母集団での GA を用いた探索を行うのと同じである。そのため、多様性の維持が出来ず局所解に陥る危険性があり、解の質が低下してしまう可能性もある。そこで、各サブ母集団ごとの GA を用いた探索の途中で、一定間隔ごとに移住と呼ばれるサブ母集団間での個体の交換を行う。移住により、他のグループの個体を得ることができるため、多様性の維持や探索精度の向上が期待できる。

GA には、多種多様なパラメータが存在し重要な役割を担うが、移住に関しても同様にいくつかのパラメータが存在する。まずは、移住先のサブ母集団の決定方法である。これは、あらかじめ移住先のリンク構造を決定しておく方法や移住ごとにランダムに決定する方法などがある。あらかじめ移住先を決定する方法でも、リンクの構成により様々な方法がある。次に、移住を行う間隔を示す移住間隔である。移住をどのような間隔で行うかは、解に与える影響が大きい重要なパラメータの 1 つである。この他にも、移住する個体の決定方法や移住する個体の割合を示す移住率などのパラメータがある。

GA のパラメータ設定は対象とする問題により大きく変化するため、一概には決定できないが、本研究では、文献⁴⁾⁵⁾ や提案手法と出来るだけ同条件にすることを考慮して、分散 GA のモデルを以下のように設定した。

- 交叉方法：一点交叉
- 選択方法：ルーレット選択

- 突然変異：有り エリート保存：適合度上位 2 個体
- サブ母集団数：論点数 / 2
- 移住先の決定方法：移住ごとにランダム
- 移住間隔：10 世代
- 移住個体の決定方法：適合度上位優先
- 移住率 0.5

本論文では、GA と記した場合は単一の母集団での GA を、分散 GA と記した場合には母集団を複数のサブ母集団に分割しての GA を指すものとする。

3. 論点クラスタと分散 GA を用いた手法

本研究で提案するグループ効用最適化を目的とした論点クラスタと分散 GA を用いた手法について説明する。本手法は、解候補のサンプル集団を複数のグループに分割し、グループごとに GA を適用することで、膨大な合意案の中からよりよい効用を得られる合意を決定する方法である。

まずは、交渉問題にどのように GA を適用するかについて述べる。本手法では、1 つの個体を 1 つの合意案と捉える。そこで、各個体の遺伝子をそれぞれ論点と見なし、0~9 の値で表現する。例えば、論点数が N 個の場合、各個体は N 個の遺伝子をもつことになる。また、GA において個体の優劣を判断する重要な指標である適合度には、その個体が表す合意案の効用値を用いる。本研究における合意案の優劣は効用値の大きさにより決定するため、個体の適合度として効用値を用いることは適切である。

本手法の具体的な説明を行う。本手法は、分散 GA を応用しているが、母集団を分割する点以外は、グループ分けの方法や交叉方法、グループ間での個体の交換方法など独自の方法と用いる。

以下の Step1, Step2, 及び Step3 で本手法の流れを示す。

Step1: 論点クラスタによるグループ分け

最初に、サンプル集団のグループ分けを行う。2. で紹介した分散 GA では、母集団をサブ母集団に分割する際にはランダムに個体を分割する。しかし、本研究が対象とする問題空間は、複雑な効用空間である。そのため、単に個体を分割するのではなく、論点間の相互依存関係を損なわないようなグループ分けを行うことが望ましい。そこで、本手法では、論点クラスタを用いることで、論点間の相互依存関係を考慮したグループ分け方法を提案する。

まず、制約から論点間の依存度を求める。制約は、エージェントの効用を表し、合意案の

効用値の決定に関わる重要な要素である。そのため、制約から求めた論点間の依存度をグループ分けに用いる。そこで、制約に登場する 2 つの論点の組み合わせを発見するごとにその 2 論点間の依存度を 1 ずつ加算することで依存度を求める。これをすべての制約に対して行う。

次に、制約から求めた依存度を該当する 2 つの論点間の評価値として、論点をグループ分けする。グループ分け案ごとに論点間の評価値を用いて、グループ分け案の評価値を計算する。例えば、5 つの論点をグループ A (論点 1, 論点 2, 論点 4) とグループ B (論点 3, 論点 5) に分けるグループ分け案 X があるとする。このとき、論点 1, 論点 2, 論点 4 の間の評価値の合計をグループ A の評価値、論点 3, 論点 5 の間の評価値の合計をグループ B の評価値とし、両者の評価値の合計をグループ分け案 X の評価値とする。このように、様々なグループ分け案の評価値を計算して、評価値の最も大きなグループ分け案を採用する。

Step2: グループごとの最適解の発見

(Step1) のグループ分け後、各グループごとに GA を適用して、グループごとの最適解の発見を行う。本手法では、論点間の相互依存関係を考慮して論点クラスタを用いたグループ分けを行う。そのため、グループ分けを活かすために各グループでは、割り当てられた論点を重視した GA を用いた探索を行うことにする。

そこで、一点交叉に基づく独自の交叉方法を提案する。通常の一点交叉は、交叉点の前後で親の遺伝子を入れ替える方法であるが、ここにグループが担当する論点である場合という条件を付け加える。これにより、グループが担当する論点を重点的に変化させる。また、グループが担当する論点のみ変化させていると局所解に陥る危険性があるため、突然変異率を高めに設定するなど多様性の維持の工夫もする。

以下に、グループごとの最適解の発見に用いる GA の設定を示す。

- 交叉方法：独自の交叉方法
- 選択方法：ルーレット選択
- 突然変異：有り エリート保存：適合度上位 2 個体
- グループ数：論点数 / 2

Step3: グループ間での個体の交換

(Step2) の途中、一定間隔でグループ間での個体の交換を行う。これは、分散 GA の移住に相当する操作で、全体としての多様性を維持することで、局所解へ陥ることを防ぎ、より良い解を発見するために行う。しかし、分散 GA の移住とは異なり、グループの担当外の

論点に関する情報を他のグループと共有することを目的としている．そのため、各論点に関する情報を集約して、全グループで共有する方法を用いる．

まず、各グループごとに最も高い適合度を示す個体を求め、その個体から担当する論点の値を取得する．取得した各論点の値を集約して、個体を生成し、これを理想の個体とする．そして、理想の個体を次世代の各グループにエリートとして1個体保存する．

そして、エリート以外の個体には、グループごとに、担当する論点は0~9の値をランダムに割り当て、担当外の論点には、理想の個体の該当する論点の値を割り当てた個体を用いる．

この方法により、各グループでは担当外の論点に関する情報を他のグループから取得し、担当する論点についてさらにGAによる探索を行う．

(Step2)及び(Step3)を任意の世代数繰り返して、最も高い適合度を示す個体を最終的な合意とする．

4. 評価実験

4.1 実験設定

3.で提案した論点クラスタと分散GAによる手法について、シミュレーション実験を行い、結果について考察を行う．

本実験では、ランダムに生成された効用関数をもつエージェント間の交渉を図4の論点数ごとの最適率の実験では、300回試行した結果の平均値とし、図5のエージェント数ごとの最適率の実験では100回試行した結果の平均値とする．最適解を求める実験で、網羅的な探索を行った場合、論点数やエージェント数などの増加に伴い、計算量的困難が生じる．そこで、実験結果を評価する指標として最適率を用いるが、提案手法により求めた解の社会的効用を1.0として分散GA、GAの結果と比較する．実験に用いるGAは、母集団の分割の有無を除いて、2.で紹介した分散GAと同じパラメータ設定とする．

本実験におけるパラメータは以下の通りである．

論点の値域：[0,9]、制約数：単項制約は10、単項制約を除く各次元の制約数は5、制約の最大効用：100*(論点数)、制約の最大範囲：7(この設定では、例えば、以下の制約が妥当なものとして生成される)、(論点1, 論点2, 論点3) = ([2,6],[2,9],[1,3])、個体数：20*論点数+20、世代交代数：500とする．本実験のためにプログラムはJAVAで記述し、Windows XP Professionalが動作している計算機(Core2Quad 3.00GHz メモリ 3.25GB)上で実験を行った．

4.2 実験結果

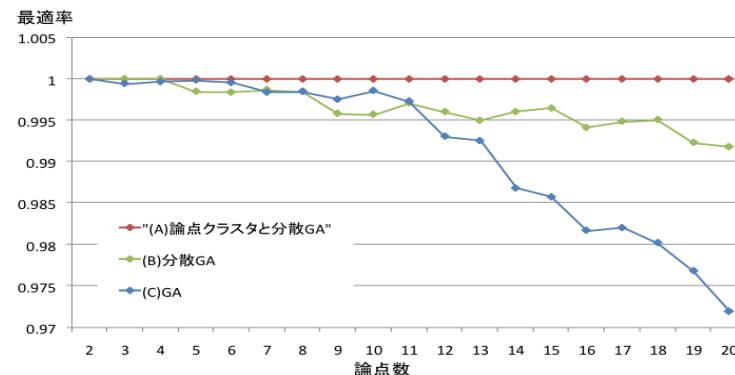


図4 論点数ごとの最適率

図4は、論点数ごとの最適率を示している．論点数2~20にかけて(A)は(B)及び(C)の結果を上回っている．また、論点数10以降(A)及び(B)と(C)との差が大きく開いている．よって、提案手法が論点数の増加に対して有効であるといえる．

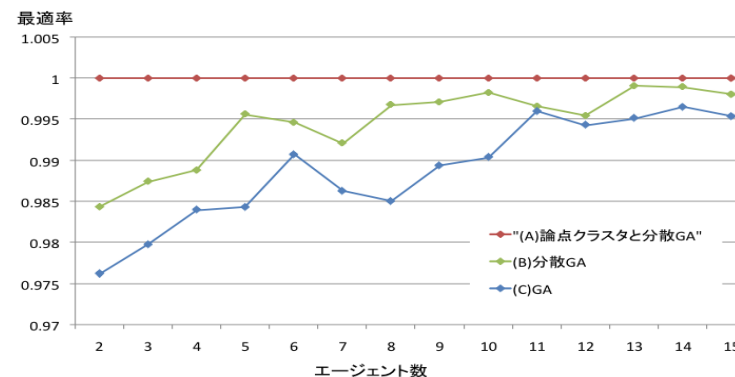


図5 エージェント数ごとの最適率

図5は、エージェント数ごとの最適率を示している。エージェント数2~15にかけて(A)が(B)及び(C)の結果を上回っている。よって、提案手法がエージェント数の大小に関わらず有効であるといえる。

4.3 考 察

図4の結果から、提案手法が論点数の増加に対して有効であるといえる。また、論点数10以降、提案手法及び分散GAとGAの差が大きくなることから、サンプル集団の分割がスケーラビリティの向上に有効な手法であると考えられる。また、提案手法と分散GAの結果の差は、グループ分けなどの提案手法独自の方法の影響だと考えられる。

図5の結果から、提案手法がエージェント数の大小に関係なく有効であるといえる。しかし、エージェント数が大きくなると提案手法と分散GA及びGAとの差が狭まる。これは、エージェント数が大きくなると似たような効用空間をもつエージェントが重複する可能性が高くなり、論点の依存度によるグループ分けの効果が弱まるためであると考えられ、今後の課題である。

5. 関連研究

文献¹⁾は、論点同士が相互依存関係にある非線形の効用関数を扱っている。そのなかで、オークションに基づく交渉プロトコルを提案している。この手法は、最適性の高い手法であるが、論点数やエージェント数の増加に伴う効用空間の複雑化により計算量が膨大になり、合意形成が困難になってしまう。そのため、サンプリング数や入札数に制限を設けることになり、最適率が低下してしまう。よって、スケーラビリティに課題があるといえる。

文献⁶⁾は、複数の論点が相互依存関係にある効用空間を使った絞り込みに基づく交渉メカニズムを提案している。この手法は、エージェント数を10としても最適解に近似した値が得られたと報告されている。しかし、論点数に関して論点数10以上になると最適率が低下する課題がある。

文献⁷⁾は、複数論点交渉問題において、交渉を行う際にメディエータに出来るだけ効用情報を公開せずに合意を形成する手法を提案している。この手法は、論点数10以上における最適率の向上と、正直であることを前提としているために虚偽の申告があった場合の対策などが課題である。

文献⁸⁾では、複数論点交渉問題におけるプライバシー保護とスケーラビリティの向上を目的として、分散メディエータに基づく交渉手法とTOLを提案している。また、両者を合わせ持つハイブリッド型セキュア交渉プロトコルも提案している。これにより、効用情報を

保護しつつも高い最適率を維持することに成功している。しかし、論点数やエージェント数の増加による最適性の低下が課題である。

6. ま と め

本論文では、複数の論点が相互依存関係にある交渉問題に注目した。このような複数論点交渉問題では、論点数やエージェント数の増加による効用空間の複雑化に伴う最適率の低下が課題である。そこで、論点数やエージェント数の増加に対するスケーラビリティの向上を目的とし、論点クラスタと分散GAを用いた手法を提案した。シミュレーション実験により、本手法が分散GAやGAと比較して有効であることを示した。今後の課題としては、本手法は効用情報を集約して最適化手法であるGAを用いているため、効用情報の公開に関するプライバシーの保護等に関する改善が必要である。

参 考 文 献

- 1) 服部宏充, 伊藤孝行, Mark Klein: “非線形効用関数を持つエージェントのためのオークションに基づく交渉プロトコル”, 電子情報通信学会論文誌 D-I, 電子情報通信学会, Vol. J89-D, No. 12, pp.2648-2660, (2006).
- 2) 金子美華, 三木 光範, 廣安 知之, “分散GAにおける解探索メカニズム”, 情報処理学会研究報告. MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告 IPSJ SIG Notes 2000(38) pp.21-24 20000512
- 3) 畠中 一幸, 三木 光範, “並列分散GAによる計算時間の短縮と解の高品質化”, JSME最適化シンポジウム講演論文集 (1998)
- 4) , 三木光範, 上浦二郎, “分散遺伝的アルゴリズムにおけるパラメータの検討(第1報: 母集団内パラメータの解探索能力への影響)”, 同志社大学理工学研究報告, Vol.42, No.2 (2001), pp.106 - 116
- 5) 廣安知之, 三木光範, 上浦二郎, “分散遺伝的アルゴリズムにおけるパラメータの検討(第2報: 移住に関連するパラメータの検討)”, 同志社大学理工学研究報告, Vol.42, No.2 (2001), pp.106 - 116
- 6) 服部宏充, 伊藤孝行, Mark Klein, “複数論点交渉問題のための効用空間の絞り込みに基づくマルチエージェント交渉手法”, 電子情報通信学会論文誌 D-I, 「ソフトウェアエージェントとその応用特集号」, 電子情報通信学会 (2007).
- 7) 藤田桂英, 伊藤孝行, 服部宏充, “複数論点交渉問題におけるエージェントの公開範囲の調整に基づく交渉手段の実現”, コンピュータソフトウェア, Vol.25, No4(2008), pp.167-180.[研究論文]
- 8) 藤田桂英, 伊藤孝行, “分散メディエータに基づく交渉手法におけるパレート最適性の検証”, JAWS-2008, (2008)