1M3-5

不確実性を考慮した提携構造形成問題に関する一検討

A Study for Probabilistic Coalition Structure Generation Problem

沖本 天太$^{\Upsilon}$ Nicolas Schwind† 平山 勝敏$^{\Upsilon}$ 井上 克巳‡ Pierre Marquis*

$^{\Upsilon}$神戸大学 †産業技術総合研究所 ‡国立情報学研究所/東京工業大学
*CRIL-CNRS/Artois University

How to form a beneficial coalition (group) is a major issue for many applications related to cooperated game theory, artificial intelligence and multi-agent systems. Coalition Structure Generation (CSG) involves partitioning a set of agents into coalitions so that the sum of the value of all coalitions is maximized. This problem is equivalent to the complete set partitioning problem which is well known as a NP-complete problem. In the real world problems, it is natural to consider the uncertainty of the agent's behavior, i.e., there is no guarantee to establish all coalitions. For example, an agent is available only two days a week because of his/her own schedule. In our work, the focus is laid on the Probabilistic Coalition Structure Generation (PCSG) problem. In this paper, as our first step, a formal framework for PCSG problem is defined and some decision and optimization problems for PCSG are pointed out.

1. 序論

協力ゲーム理論は，利己的に行動する主体（エージェント）間で拘束力のある合意が可能な場合のエージェントの振る舞いに関する理論であり，フォン・ノイマン以来の伝統ある研究分野である．従来，協力ゲー ム理論は議会における政党の影響力の分析や公共施設の費用分担問題等に応用されていたが，ネットワークの発展により，その適用分野が拡大し，人工知能やマルチエージェントの分野において近年注目を集めている．

提携構造形成 (Coalition Structure Generation, **CSG**) [1, 11, 12] 問題とは，協力ゲーム理論における基本的な枠組みの一つであり，あるエージェントの集合を社会的余剰（すべての提携における利得の総和）が最大化されるように，いくつかの提携に分割する問題である．この問題は **NP**-完全な問題として知られている完全集合分割問題 [14] と等価な問題である．

実世界におけるエージェントの振る舞いは不確実な要素を多く含んでいる．例えば，ある提携への参加を希望しているがスケジュールの都合上，参加の有無が事前には分からないエージェント等，実問題を考えた場合，提携成立の能否を考えることは重要である．既存研究において，不確実なエージェントの振る舞いに着目した研究は少なく，提携への参加の有無が確率で与えられている提携構造形成問題の研究はほとんどない．

本論文では，提携構造形成問題において，各エージェントの提携への参加の有無が確率により与えられている，不確実性を考慮した提携構造形成問題のフレームワーク (Probabilistic Coalition Structure Generation, **PCSG**) を定式化する．具体的には，従来の **CSG** のフレームワークに，各エージェントの（任意の）提携への参加の有無を確率で返す関数を追加することにより **PCSG** を定義する．**PCSG** では，利得の代わりに，各提携で得られる利得の期待値を求める．さらに，**PCSG** に関する決定及び最適化問題をそれぞれ定義し，**PCSG** 問題が 0-1 整数計画問題として表現可能であることを示す．また，**PCSG** の性質として，特性関数が優加法性を満たすとき，**CSG** 問題では，すべてのエージェントからなる全体提携が最適な提携構造となるのに対し，**PCSG** 問題では，全体提携が必ずしも最適な提携構造になるとは限らないことを示す．

最後に，**PCSG** の応用例について述べる．**PCSG** は，従来の **CSG** にエージェントの不確実な振る舞いを導入したフレームワークである．両者の違いは，**CSG** では，各エージェントの提携への参加は 100%であるのに対し，**PCSG** では，提携への参加の有無が確率により与えられているという点である．そのため，**CSG** の例として挙げられるロボカップレスキュー [8]，無人偵察機オペレーション [5]，分散経路決定問題 [12]，マルチセンサネットワーク [3] 等の応用問題において，エージェントの不確実な振る舞い，例えば，エラー等を考慮することで，これらの問題は **PCSG** としても定式化可能である．

本論文では，序論と結言を含めて全体を 6 章で構成している．2 章では提携構造形成問題のフレー ムワークを紹介する．3 章では各エージェントの提携への参加の有無が確率により与えられている，不確実性を考慮した提携構造形成問題のフレームワークを提案する．4 章では考察，5 章では関連研究について述べる．最後に，結言と今後の課題をいくつか挙げる．

2. 提携構造形成問題

本章では，準備として，提携構造形成 (Coalition Structure Generation, **CSG**) [1, 11, 12] 問題のフレームワーク及び，**CSG** に関する決定及び最適化問題を紹介する．また，**CSG** 問題が 0-1 整数計画問題として表現可能であることを示す．

提携構造形成問題とは，与えられたエージェントの集合を，社会的余剰，すなわち，すべての提携における利得の総和が最大化されるように，いくつかの提携に分割する問題である．はじめに，提携構造形成に関する定義を以下に与える．

定義 1 (提携構造形成)**.** 提携構造形成 *(Coalition Structure Generation,* **CSG***)* は，A をエージェントの集合，$v : 2^A \to \mathbb{N}$ を特性関数とし，以下の組により定義される．

$$\mathbf{CSG} = \langle A, v \rangle. \tag{1}$$

エージェントの集合 A の部分集合 $C \subseteq A$ を提携 (*Coalition*) と呼び，C に属するエージェントが協力して行動する際に得る利得は $v(C)$ により与えられる．また，以下の条件を満たすような A の分割を提携構造 (*Coalition Structure, CS*) と呼ぶ．

$$\forall i, j \ (i \neq j),\ C_i \cap C_j = \emptyset,\ \bigcup_{C_i \in CS} C_i = A. \tag{2}$$

連絡先: 沖本 天太，神戸大学大学院海事科学研究科，神戸市東灘区深江南町 5-1-1，tenda@maritime.kobe-u.ac.jp

提携構造形成 (**CSG**) では，式 (2) が示すように，各エージェントは一つの提携にのみ属し，複数の提携に同時に属することはない．提携構造 CS の利得は，各提携における利得の総和，すなわち，

$$V(CS) = \sum_{C_i \in CS} v(C_i) \tag{3}$$

により与えられる．また，ある提携構造 CS が以下の条件を満たすとき，CS は最適であるといい，CS^* と記述する．

$$\forall\, CS : V(CS) \leq V(CS^*). \tag{4}$$

以下に，**CSG** 問題における代表的な性質を示す．

性質 1. 提携構造形成 $\mathbf{CSG} = \langle A, v \rangle$ において，特性関数 v が優加法性を満たすとき *1，すべてのエージェントからなる提携（全体提携）が最適な提携構造 CS^* となる．

次に，提携構造形成に関する決定問題を以下に与える．

定義 2 (**CSG** に関する決定問題)**.**

- **Input:** 提携構造形成 $\mathbf{CSG} = \langle A, v \rangle$ 及び，非負整数 r,
- **Question:** すべての提携における利得の総和が r 以上となるような提携構造 CS は存在するか？

提携構造形成問題は，完全集合分割問題 [14] と等価な問題であり，一般に，**NP**-完全な問題として知られている [12]．また，**CSG** の最適化問題は，すべての提携における利得の総和 r が最大化されるような提携構造 CS を見つけよという問題になる．以下に **CSG** 問題（最適化問題）の簡単な例を与える．

例 1 (提携構造形成問題)**.** 3 人のエージェントからなる提携構造形成 $\mathbf{CSG} = \langle \{a_1, a_2, a_3\}, v \rangle$ 問題を考える．この問題における提携及び，各提携で得られる利得を以下に示す．

$$v(\{a_1\}) = 2,\ v(\{a_2\}) = 3,\ v(\{a_3\}) = 2,$$

$$v(\{a_1, a_2\}) = 8,\ v(\{a_1, a_3\}) = 7,\ v(\{a_2, a_3\}) = 9,$$

$$v(\{a_1, a_2, a_3\}) = 10.$$

3 人のエージェントでは，全部で $2^3 - 1 = 7$ 通りの提携が存在し，例えば，全体提携 $CS = \{a_1, a_2, a_3\}$ では，得られる利得は $v(\{a_1, a_2, a_3\}) = 10$ となる．この問題における最適な提携構造は $CS^* = \{\{a_1\}, \{a_2, a_3\}\}$ となり，このとき得られる利得は $V(CS^*) = v(\{a_1\}) + v(\{a_2, a_3\}) = 2 + 9 = 11$ となる．

最後に，提携構造形成問題は，0-1 整数計画問題として定式化可能であり，例えば，例 1 は以下のように定式化される．

0-1 整数計画問題

$$max.\ 2{\cdot}a_1 + 3{\cdot}a_2 + 2{\cdot}a_3 + 8{\cdot}a_{12} + 7{\cdot}a_{13} + 9{\cdot}a_{23} + 10{\cdot}a_{123} \tag{5}$$

$$s.t\ \ a_1 + a_{12} + a_{13} + a_{123} = 1, \tag{6}$$

$$a_2 + a_{12} + a_{23} + a_{123} = 1, \tag{7}$$

$$a_3 + a_{13} + a_{23} + a_{123} = 1, \tag{8}$$

$$a_1, a_2, a_3, a_{12}, a_{13}, a_{23}, a_{123} \in \{0, 1\}. \tag{9}$$

*1 提携構造形成 $\mathbf{CSG} = \langle A, v \rangle$ において，特性関数 v が優加法的であるとは，$C_i \cap C_j = \emptyset$ を満たす任意の提携の組 C_i 及び C_j に関して，$v(C_i) + v(C_j) \leq v(C_i \cup C_j)$ が成り立つことを意味する．

ここで，$a_1, a_2, a_3, a_{12}, a_{13}, a_{23}, a_{123}$ は，すべての可能な提携を表している．各提携は変数として定義され，変数値 0 または 1 のいずれかの値を取る (式 (9))．式 (6)-(8) は提携に関する制約条件を表している．例えば，式 (6) には，エージェント a_1 が $\{a_1\}$，$\{a_1, a_2\}$，$\{a_1, a_3\}$，$\{a_1, a_2, a_3\}$ のいずれか 1 つの提携にのみ属し，複数の提携に同時に属することはできないという制約条件が記述されている．式 (7) は a_2，式 (8) は a_3 に関する制約条件をそれぞれ表している．式 (5) は，得られる利得が最大となるような提携構造を求める目的関数を表している．係数には，各提携で得られる利得が与えられている．

3. 確率的な提携構造形成問題

本章では，**CSG** 問題において，各エージェントの提携への参加の有無が確率により与えられている，不確実性を考慮した，確率的な提携構造形成問題のフレームワーク (Probabilistic Coalition Structure Generation, **PCSG**) を提案する．次に，**PCSG** に関する決定及び最適化問題を定義する．また，**PCSG** 問題が **CSG** の時と同様に 0-1 整数計画問題として表現可能であることを示す．まず，確率的な提携構造形成を定義する．

定義 3 (確率的な提携構造形成)**.** 確率的な提携構造形成 *(Probabilistic Coalition Structure Generation,* **PCSG***)* は，$A = \{a_1, .., a_n\}$ をエージェントの集合, v を特性関数, $f : A \mapsto [0, 1]$ を各エージェントの（任意の）提携への参加の有無を確率で返す関数とし，以下の組により定義される．

$$\mathbf{PCSG} = \langle A, v, f \rangle. \tag{10}$$

ここで，関数 $f : A \to [0, 1]$ は以下のように定義される．

$$f(a) = p, (0 \leq p \leq 1). \tag{11}$$

各エージェントの任意の提携への参加の有無は独立であるとする，すなわち，あるエージェントの提携への参加の有無は，他のエージェントの参加の有無には依存しないものとする．

ある提携 C が成立する確率は $\prod_{a \in C} f(a)$ で与えられ，得られる利得の期待値，v_e と記述する，は以下のように計算される．ここでは，提携が成立しない場合の利得を 0 とする *2．

$$v_e(C) = v(C) \cdot \prod_{a \in C} f(a). \tag{12}$$

また，ある提携構造 CS が成立するとき，得られる利得の期待値，V_e と記述する，は以下の式により計算される．

$$V_e(CS) = \sum_{C \in CS} v_e(C). \tag{13}$$

次に，**PCSG** に関する決定問題を以下に定義する．

定義 4 (**PCSG** に関する決定問題)**.**

- **Input:** 確率的な提携構造形成 $\mathbf{PCSG} = \langle A, v, f \rangle$ 及び，実数 q,
- **Question:** 期待値が q 以上となるような提携構造 CS は存在するか？

*2 この仮定とは別の計算方法，具体的には，あるエージェントが参加しなかった場合，残りのエージェントで形成される提携構造において，得られる利得の期待値の求め方については考察で述べる．

同様に，**PCSG** に関する最適化問題を以下に定義する．

定義 5 (**PCSG** に関する最適化問題)**.**

- **Input:** 確率的な提携構造形成 **PCSG** $= \langle A, v, f \rangle$,
- **Question:** 期待値が最大となるような提携構造をみつけよ．

以下に **PCSG** 問題（最適化問題）の簡単な例を与える．

例 2 (確率的な提携構造形成問題)**.** 例 *1* の **CSG** 問題において，各エージェントの提携への参加の有無（確率）を

$$f(a_1) = 0.8,\ f(a_2) = 0.5,\ f(a_3) = 0.3$$

とする．表 *1* に各提携構造 CS で得られる利得の期待値 $V_e(CS)$ を示す．例えば，例 *1* における最適な提携構造 $\{\{a_1\}, \{a_2, a_3\}\}$ における期待値は式 (12)-(13) より，以下のように計算される．

$$V_e(CS) = v(\{a_1\}) \cdot f(a_1) + v(\{a_2, a_3\}) \cdot (f(a_2) \cdot f(a_3))$$

$$= 2 \cdot 0.8 + 9 \cdot (0.5 \cdot 0.3) = 2.95$$

しかし，表 *1* より，**PCSG** 問題における，期待値が最大となる提携構造は $CS^* = \{\{a_3\}, \{a_1, a_2\}\}$ となり，このとき，得られる利得の期待値は $V_e(CS^*) = v(\{a_3\}) \cdot f(a_3) + v(\{a_1, a_2\}) \cdot (f(a_1) \cdot f(a_2)) = 2 \cdot 0.3 + 8 \cdot (0.8 \cdot 0.5) = 3.8$ となる．

CSG と **PCSG** の違いとして，特性関数が優加法性を満たすとき，**CSG** では全体提携が最適な提携構造になるのに対し，**PCSG** では，以下の性質に示すように，必ずしも全体提携が最適な提携構造になるとは限らない点が挙げられる．

性質 2. 確率的な提携構造形成 **PCSG** $= \langle A, v, f \rangle$ において，特性関数 v が優加法性を満たすとき，全体提携が最適な提携構造になるとは限らない．

例えば，例 2 の **PCSG** 問題における，全体提携の利得を以下のように $v(\{a_1, a_2, a_3\}) = 14$ に変更した問題を考える．

$$f(a_1) = 0.8,\ f(a_2) = 0.5,\ f(a_3) = 0.3,$$

$$v(\{a_1\}) = 2,\ v(\{a_2\}) = 3,\ v(\{a_3\}) = 2,$$

$$v(\{a_1, a_2\}) = 8,\ v(\{a_1, a_3\}) = 7,\ v(\{a_2, a_3\}) = 9,$$

$$v(\{a_1, a_2, a_3\}) = 14.$$

この例では，特性関数 v は優加法性を満たしている．このとき，**CSG** では，性質 1 より，全体提携 $CS = \{a_1, a_2, a_3\}$ が最適な提携構造となる．また，このとき得られる利得の期待値は $V_e(CS) = v(\{a_1, a_2, a_3\}) \cdot (f(a_1) \cdot f(a_2) \cdot f(a_3)) = 14 \cdot (0.8 \cdot 0.5 \cdot 0.3) = 1.68$ となる．しかしながら，**PCSG** では，例 2 で示したように，最適な提携構造，すなわち，得られる利得の期待値が最大となる提携構造は $CS^* = \{\{a_3\}, \{a_1, a_2\}\}$ であり，得られる期待値の値は $V_e(CS^*) = 3.8$ となる．

このことは，**CSG** 問題における特性関数が優加法性を満たしているとき，その解（最適な提携構造）は多項式時間で求解可能であるのに対し，**PCSG** 問題では，その計算複雑度は同じ，すなわち，**NP**-完全のままであることを意味している．

最後に，**PCSG** 問題が 0-1 整数計画問題として定式化可能であることを示す．以下に，例 2 の問題を 0-1 整数計画問題として記述したものを与える．ここで，制約及び変数に関する式 (15)-(18) は **CSG** 問題のときと同じように記述可能である．

表 1: 確率的な提携構造形成問題の例.

提携構造 CS	期待値 $V_e(CS)$
$\{\{a_1\}, \{a_2\}, \{a_3\}\}$	3.7
$\{\{a_1\}, \{a_2, a_3\}\}$	2.95
$\{\{a_2\}, \{a_1, a_3\}\}$	3.18
$\{\{a_3\}, \{a_1, a_2\}\}$	3.8
$\{a_1, a_2, a_3\}$	1.2

0-1 整数計画問題

PCSG 問題は，**CSG** 問題のときと同様に，0-1 整数計画問題として表現可能である．この問題は，**CSG** 問題における目的関数に，確率を加えることにより定式化可能である．

$$\begin{aligned} max.\ \ & (0.8 \cdot 2) \cdot a_1 + (0.5 \cdot 3) \cdot a_2 + (0.3 \cdot 2) \cdot a_3 + \\ & (0.8 \cdot 0.5 \cdot 8) \cdot a_{12} + (0.8 \cdot 0.3 \cdot 7) \cdot a_{13} + \\ & (0.5 \cdot 0.3 \cdot 9) \cdot a_{23} + (0.8 \cdot 0.5 \cdot 0.3 \cdot 10) \cdot a_{123} \qquad (14) \end{aligned}$$

$$s.t\ \ a_1 + a_{12} + a_{13} + a_{123} = 1, \qquad (15)$$

$$a_2 + a_{12} + a_{23} + a_{123} = 1, \qquad (16)$$

$$a_3 + a_{13} + a_{23} + a_{123} = 1, \qquad (17)$$

$$a_1, a_2, a_3, a_{12}, a_{13}, a_{23}, a_{123} \in \{0, 1\}. \qquad (18)$$

4. 考察

本論文では，**PCSG** における，得られる利得の期待値の計算仮定において，ある提携 C が成立するときに得られる利得を $v(C)$，提携が成立しない場合の利得を 0 としている（式 12）．ここでは，得られる利得の期待値の別の計算方法を提案し，考察する．具体的には，式 (13) の代わりに以下の式を考える．

$$V_e^k(CS) = min_{C' \in 2^A}\{V_e(CS \setminus C')\},\ |C'| = k. \qquad (19)$$

式 (19) は，提携が成立しない場合の利得を 0 とするのではなく，k 人のエージェントが提携に参加できなかった場合でも，残りのエージェントにより形成される（成立する）提携構造において，最低限保証される利得の期待値を計算している．ここで，n をエージェント数とし，k の値は不参加の人数を表す ($0 \le k \le n$)．$k = 0$ の場合は，全員が参加しているので，式 (19) は従来の計算方法である式 (13) と同じになり，$k = n$ の場合は，誰も参加していないので，得られる利得は 0 となる．

例 2 の問題を用いて，その計算方法を説明する．ここでは，全体提携 $CS = \{a_1, a_2, a_3\}$ における，得られる利得の期待値を計算する．まず，$k = 0$ のとき，既に示したように，得られる利得の期待値は $V_e^{k=0}(CS) = 1.2$ となる．次に，$k = 1$ のとき，すなわち，任意の 1 人が参加しなかったときの，最低限保証される利得の期待値は以下のように計算される．

$$V_e^{k=1}(CS) = min\{(9 \cdot (0.5 \cdot 0.3)), (7 \cdot (0.8 \cdot 0.3)), (8 \cdot (0.8 \cdot 0.5))\}$$

$$= min\{1.35, 1.68, 3.2\} = 1.35$$

エージェント a_1 が現れなかった場合，残りのエージェントにより形成される提携構造は $\{a_2, a_3\}$ となり，得られる利得の期待値は $(9 \cdot (0.5 \cdot 0.3)) = 1.35$ となる．同様に，a_2 が現れなかったとき，すなわち，提携構造 $\{a_1, a_3\}$ において，得られる利得の期待値は $(7 \cdot (0.8 \cdot 0.3)) = 1.68$ となり，a_3 が現れなかったときの値は 3.2 となる．以上より，任意の 1 人が現れなかったときに保証される利得の期待値は 1.35 となる．最後に，表 2 に異なる k の値における，各提携構造で保証される利得の期待値を示す（$k = 3$ のとき，すべての CS で値は 0）．

表 2: 最低限保証される期待値.

CS	$V_e^{k=0}(CS)$	$V_e^{k=1}(CS)$	$V_e^{k=2}(CS)$
$\{\{a_1\},\{a_2\},\{a_3\}\}$	3.7	2.1	0.6
$\{\{a_1\},\{a_2,a_3\}\}$	2.95	1.35	0.6
$\{\{a_2\},\{a_1,a_3\}\}$	3.18	1.68	0.6
$\{\{a_3\},\{a_1,a_2\}\}$	3.8	2.1	0.6
$\{a_1,a_2,a_3\}$	1.2	1.35	0.6

5. 関連研究

提携構造形成問題と類似したフレームワークにチーム編成問題 [10] がある．チーム編成問題とは，異なるスキルをもつエージェントの集合から，与えられたタスク集合が達成可能となるような部分集合（チーム）を編成する問題である．両者の違いとして，前者は完全集合分割問題と等価な問題であり，後者は，ある集合 A と，その部分集合の族 A_F が与えられたとき，A の要素をすべてカバーする A_F の部分集合は存在するかという集合被覆問題 [7] と等価な問題である．チーム編成に関する既存研究では，例えば，チーム編成問題に確率を導入し，すべてのタスクが達成可能となるように期待値を最大化するようなチーム編成に関する研究 [10] や，チーム内での各メンバーの振る舞いに着目した研究 [13] 等がある．一方，提携構造形成問題に関する既存研究では，著者らが知る限り，不確実なエージェントの振る舞いに着目した研究は少なく，本論文が提案するような，各エージェントの提携への参加の有無が確率で与えられている提携構造形成問題の研究はほとんどない．

その他にも，ロボティックス分野では，いくつかのロボットが効率的に共同作業を行うために，各ロボットの振る舞いに着目した研究 [6] や，各ロボットのモジュールにおけるエラーの発生率に着目し，全体でのエラー発生率を制限するようなマルチ・ロボットチーム編成に関する研究 [9] 等がある．

6. 結言

提携構造形成問題とは，与えられたエージェントの集合を，社会的余剰が最大化されるように，いくつかの提携（グループ）に分割する問題である．実世界におけるエージェントの振る舞いは不確実な要素を多く含んでおり，提携成立の能否を考えることは重要である．本論文の主な貢献を以下に挙げる．

- 提携構造形成 (**CSG**) 問題において，各エージェントの提携への参加の有無が確率により与えられている，不確実性を考慮した，確率的な提携構造形成 (**PCSG**) 問題のフレームワークを定義した．さらに，**PCSG** 問題における決定問題及び最適化問題を紹介した．また，**PCSG** 問題は，**CSG** 問題と同様に，0-1 整数計画問題として定式化可能であることを簡単な例を用いて示した．

- **CSG** 問題では，特性関数が優加法性を満たすとき，全体提携が最適な提携構造になるが，**PCSG** 問題では，この性質が成立しないことを示した．

今後の課題として，**PCSG** 問題における効率的なアルゴリズムの開発が挙げられる．具体的には，各エージェントの確率を基にエージェント間の優先順位を決定し，擬似木 [4] と呼ばれる制約最適化問題で広く用いられているグラフ構造を生成し，制約最適化アルゴリズムを用いて問題を解く．また，**PCSG** の実問題への応用として，看護師の勤務グループ [2] や災害派遣医療チーム (DMAT) 編成 [15] 等を考えている．その他にも，考察で述べたように，任意の k 人が参加できなくても，残りのエージェントにより，得られる利得の期待値の計算方法の導入や，これに伴う計算複雑度の解析等が挙げられる．

参考文献

[1] Y. Bachrach, P. Kohli, V. Kolmogorov, and M. Zadimoghaddam. Optimal coalition structure generation in cooperative graph games. In *AAAI*, pages 81–87, 2013.

[2] E. Burke, P. Causmaecker, G. Berghe, and H. Landeghem. The State of the Art of Nurse Rostering. *Journal of Scheduling*, 7(6):441–499, 2004.

[3] V. Dang, R. Dash, A. Rogers, and N. Jennings. Overlapping coalition formation for efficient data fusion in multi- sensor networks. In *AAAI*, pages 635–640, 2006.

[4] E. Freuder and M. Quinn. Taking advantage of stable sets of variables in constraint satisfaction problems. In *IJCAI*, pages 1076–1078, 1985.

[5] J. George, J. Pinto, P. Sujit, and J. Sousa. Multiple UAV coalition formation strategies. In *AAMAS*, pages 1503–1504, 2010.

[6] G. Kaminka and I. Frenkel. Flexible teamwork in behavior-based robots. In *AAAI*, pages 108–113, 2005.

[7] R. Karp. Reducibility among combinatorial problems. In *Complexity of Computer Computations*, pages 85–103, 1972.

[8] H. Kitano and S. Tadokoro. Robocup rescue: A grand challenge for multiagent and intelligent systems. *AI Magazine*, 22(1):39–52, 2001.

[9] S. Liemhetcharat and M. Veloso. Forming an effective multi-robot team robust to failures. In *IROS*, pages 5240–5245, 2013.

[10] R. Nair and M. Tambe. Hybrid BDI-POMDP framework for multiagent teaming. *Journal of Artificial Intelligent Research*, 23:367–420, 2005.

[11] T. Rahwan and N. Jennings. Coalition structure generation: Dynamic programming meets anytime optimization. In *AAAI*, pages 156–161, 2008.

[12] T. Sandholm and V. Lesser. Coalitions among computationally bounded agents. *Artificial Intelligence*, 94(1-2):99–137, 1997.

[13] J. Vidal. The effects of co-operation on multiagent search in task-oriented domains. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 16(1):5–18, 2004.

[14] D. Yeh. A dynamic programming approach to the complete set partitioning problem. *BIT Computer Science and Numerical Mathematics*, 26(4):467–474, 1986.

[15] 日本集団災害医学会. DMAT 標準テキスト. 2015.