A3-2 ファジィ契約ネットに基づくマルチエージェントロボットのためのタスク割当に関する研究

福井大学大学院 工学研究科 知能システム工学専攻 進化ロボット研究室
梅 亮 (主指導教員：前田 陽一郎)

1. 緒 言

コンピュータまたはエージェント間の通信によって協調行動を実現させる手法は多く提案されている。R.G.Smith の提案した契約ネットプロトコル (CNP) [1] はもともとコンピュータネットワークの効率的運用が目的で考察されたタスク分散手法である。J.A.Kensler ら [2] は CNP に基づいてニューラルネットワークを用いたタスク分配手法を提案している。また、菅原ら [3] は CNP による大規模自律エージェントシステムにおける効率とその性質を解析している。しかしながら、従来の CNP における入札、落札といった判断の処理基準として一定の条件のみを用いているため、複雑で動的な環境に適応的にタスク割当を行うのは困難である。

そこで本研究では、自律移動ロボットが複数存在するマルチエージェントシステムにおいて、タスク割当問題を解決するために、ファジィ推論を組み込んだ契約ネットプロトコルを用いたロボット間通信によって、適応的なタスク割当を実現する手法を提案する [4–7]。本手法では、実際の人間が行うような複雑な環境における柔軟な判断を模擬するために、契約ネットの入札、落札の判断にファジィ推論を使用した。また、提案手法の有効性を検証するため、ロボットサッカーを例題としていくつの環境条件についてシミュレーション実験を行ったので、これについても報告する。

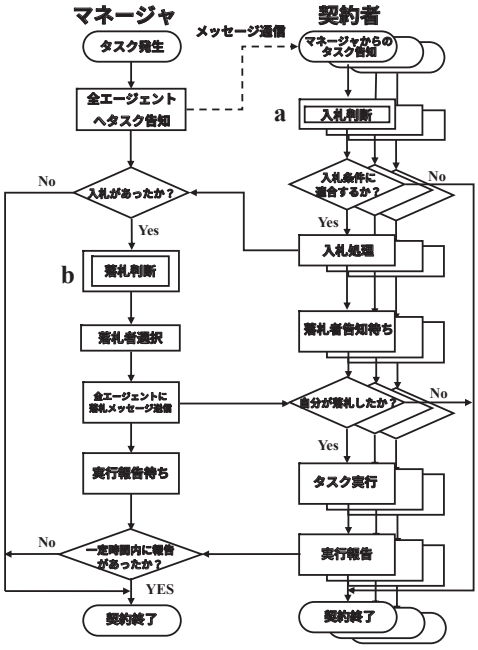


図 1: ファジィ契約ネットのアルゴリズムフロー
(図中 a、b の部分がファジィ推論を示す)

2. ファジィ契約ネットに基づくタスク割当手法

従来の契約ネットにおける入札、落札といった判断に用いられる基準は固定的であるため、刻々と変化する複雑な環境に柔軟に対応するのは困難である。そこで本研究では契約ネットの入札、落札に際し、ファジィ推論を用いて入札適合度と落札適合度を算出する手法を提案する。契約ネットにおける各判断をファジィ推論を用いて行うことで、複雑な環境にも柔軟な対応をすることができる。さらに、入札と落札の両方の判断を基に最終的な各エージェントのタスクへの総合適合度を決定し、その値によって落札者の決定を行う。

2·1 ファジィ契約ネットのアルゴリズム

本研究では入札と落札といった判断の難しい意思決定をファジィ推論で判断する契約ネット (Fuzzy Contract Net: FCN) を用いて、タスク割当を適応的に行う手法を提案する。本手法におけるアルゴリズムフローを図 1 に示す。

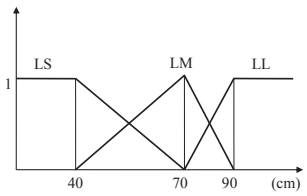
本手法では契約ネットの入札、落札に際しファジィ推論を用いてタスクへの適合度を算出し、その値を基にエージェント選択の判断を行っている。本手法における大まかな処理手順は、入札時に使用する適合度を「入札適合度」、落札時に使用する適合度を「落札適合度」とし、入札適合度は入札エージェントが、落札適合度はマネージャがそれぞれファジィ推論を用いて算出する。本研究では例題として、サッカーロボットを想定し、タスクとして味方へのパスタスクを設定する。

2·2 入札適合度 F_a

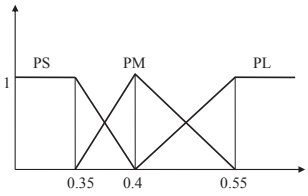
入札適合度とは、タスク告知を受け取ったエージェントが入札に際して算出する値であり、入札するかどうかの基準で、範囲を $0 \leq F_a \leq 100$ に設定した。入札適合度は、まずパスを味方にすることができるかどうかを主に判断するため、味方エージェントの敵からの影響の大小に従って算出され、ボールパスが敵に遮られる可能性の低さを示す。複数の環境情報から総合的に判断するために、ファジィ推論により、入札適合度を算出する。ここでは 160cm × 120cm のミニチュアサッカーコートを想定して図 2 のようなメンバーシップ関数とシングルトンの値を設定した。

図 3 は入札適合度 F_a の説明図である。A_1 はパサー、A_2 はレシーバー、B_1 と B_2 は敵である。この時、A_1 はボールを持っているので、このパスタスクではマネージャとなる。

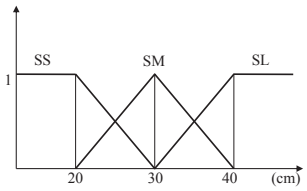
本手法では、パスを敵エージェントに断たれない可能性の大きさを示すために、パス成立度を定義する。パ



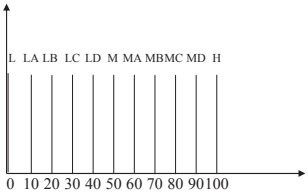
(a) ボールまでの距離 l



(b) 最小パス成立度 P_{min}

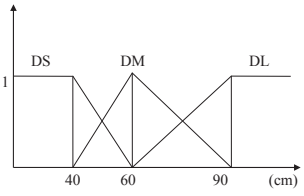


(c) 敵までの最小距離 d_{min}

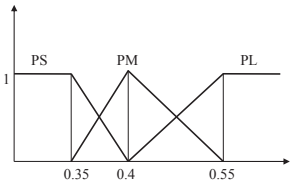


(d) 入札適合度 F_a

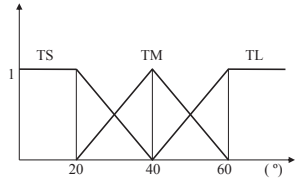
図 2: 入札のメンバーシップ関数とシングルトン



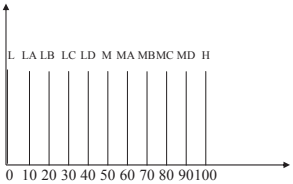
(a) 敵ゴールまでの距離 D



(b) 最小パス成立度 P_{min}



(c) シュートの角度範囲 θ_g



(d) 落札適合度 F_b

図 4: 落札のメンバーシップ関数とシングルトン

表 1: 入札適合度決定ファジィルール

	SS			SM			SL		
	LS	LM	LL	LS	LM	LL	LS	LM	LL
PS	LA	L	L	LB	LA	L	LB	LA	L
PM	M	LD	LC	M	LD	LC	MC	MA	M
PL	MD	MC	MC	L	MC	MB	L	MD	MC

表 2: 落札適合度決定ファジィルール

	PS			PM			PL		
	TS	TM	TL	TS	TM	TL	TS	TM	TL
DS	L	LA	LB	LD	MA	MA	MC	H	H
DM	L	LA	LA	LD	LD	LD	MB	MC	MD
DL	L	L	LA	LB	LB	LD	M	MA	MB

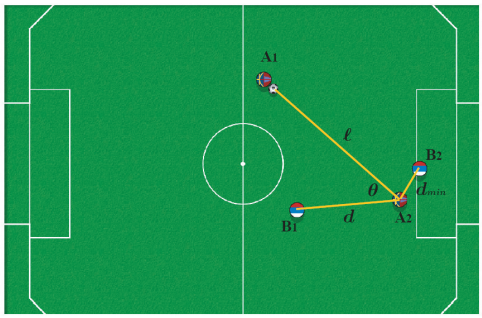


図 3: 入札適合度 F_a の決定パラメータ

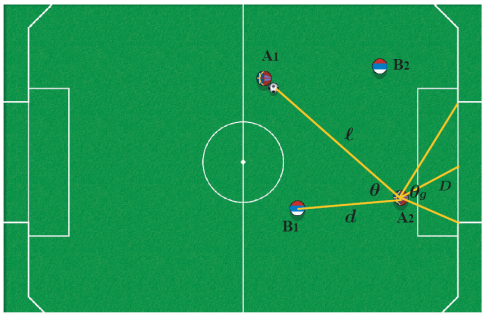


図 5: 落札適合度 F_b の決定パラメータ

ス成立度 P は以下の式で算出する（図 3 参照）。

$$P = \alpha\frac{d}{l} + (1-\alpha)\frac{\theta}{\pi/2} \qquad (1)$$

l: パサーからレシーバーまでの距離
θ: パサーとレシーバーと敵との角度
d: レシーバーから敵までの距離
α: 距離と方位の重要度

入札時のメンバーシップ関数、シングルトン、ファジィルールを図 2、表 1 に示す。入力はボールまでの距離 l、最小パス成立度 P_{min}、敵までの最小距離 d_{min} で、出力は入札適合度 F_a である。本実験においては α=0.5 とした。入札条件として、δ を一定値として以下の式で決める。

$$F_a \geq \delta \quad (\delta: \text{一定値}, 0 \leq \delta \leq 100) \qquad (2)$$

2·3 落札適合度 F_b

落札適合度 F_b とは、入札のあったエージェントの中からタスクの落札者を決定する際にマネージャ側で計算される値である。ここでは落札適合度の範囲を入札適合度と同じく 0 $\leq F_b \leq$ 100 に設定した。落札適合度 F_b を用いることで、マネージャが入札者とは違った視点でエージェントのタスクへの適合度を算出することができる。ここでも 160cm × 120cm のミニチュアサッカーコートを想定してメンバーシップ関数とシングルトンの値を設定した (図 4 参照)。落札適合度はレシーバーが場面中の状況の優劣に従って、複数の情報から総合的にファジィ推論で算出される (図 5 参照)。A_1 はパサー、A_2 はレシーバー、B_1 と B_2 は敵である。

2·4 総合適合度 F_f

総合適合度 F_f はマネージャ側で最終落札者を決定するために計算される値である。マネージャは、入札者から送られてきた入札適合度 F_a と自分で算出した各入札者の落札適合度 F_b の両方に基づいて最終的な各エージェントへのタスクの総合適合度 F_f を以下の式に従って決定する。

$$F_f = \beta F_a + (1-\beta)F_b \qquad (\beta = \frac{D}{L}) \qquad (3)$$

D: 敵ゴールまでの距離
L: サッカーフィールドの長さ
β: 入札と落札の重み係数

最終的に $maxF_f$ を持つエージェントが落札者として決定される。上式より、入札エージェント、マネージャそれぞれの基準で算出したタスクへの適合度を総合的に判断してタスクを割り当てることが可能となる。β は入札適合度を重視するか落札適合度を重視するかを示す重み係数である。本手法では図 6 に示すように、敵ゴールまでの距離 D=l_s を限界として、入札重視領域 T_a と落札重視領域 T_b に分けた。(本実験では l_s=40cm とした)

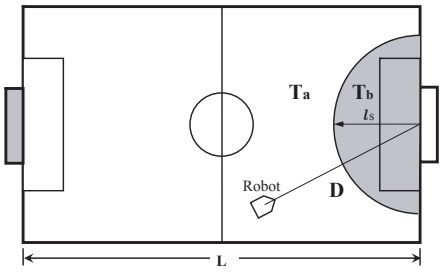


図 6: 入札及び落札重視の境界領域

- **入札重視**
  レシーバーの敵ゴールまでの距離が $D > l_s$ になると (図 6 の T_a 領域)、ロボットがシュートしにくい位置にあるため、パスの安全性が高くなり、入札重視になる。入札適合度を計算する際には、敵ゴールまでの距離、最小パス成立度、敵までの最小距離などの要素を含んでいるため、敵からの影響を最も考慮している。T_a 領域にある味方は攻撃へのチャンスが少ないため、入札条件が厳しくなる。
- **落札重視**
  ロボットの敵ゴールまでの距離が $D \leq l_s$ になると (図 6 の T_b 領域)、ロボットがシュートに有利な位置にあるため、実際の人間の試合のように、リスクがあっても、シュートチャンスをつかんでシュートすべきである。その場合には、敵からの影響をあまり考えずに、レシーバーのシュート行動を主に考える。落札適合度は、シュートへの可能性を優先して落札重視にし、T_b 領域にある味方はシュートへのチャンスを多くするため、入札条件を緩和する。

3. シミュレーション実験

提案手法の有効性を検証するため、AI-RCJ 4.0 サッカーシミュレータを利用し、これを用いていくつかの環境条件によるシミュレーション実験を行った。

3·1 実験条件

本実験では、サッカーロボットシミュレータにおいて、5 対 5 の対戦環境を想定し、タスクとしてパスタスクを設定した。まず実験 1 として、ファジィ推論を用いた契約ネットと通常の契約ネットとの比較実験を行った (図 7 参照)。契約ネットの入札、落札といった判断において、以下 4 つのパターンを比較した。

(パターン 1) 入札、落札共にファジィ推論なし
(パターン 2) 入札時のみファジィ推論あり
(パターン 3) 落札時のみファジィ推論あり
(パターン 4) 入札、落札両方でファジィ推論あり

さらに実験 2 として、異なる環境において入札重視と落札重視がある場合と通常のファジィ契約ネットとの比較実験を行った (図 8 参照)。通常のファジィ契約ネットではレシーバーの位置に関わらず、入札条件が $F_a \geq 50$ と設定した。入札重視と落札重視がある場合では、タスク入札の際の入札条件がレシーバーの位置によって異なる。図 6 の T_a 領域 (入札重視領域) にあるロボットのタスク入札の際の入札条件は $F_a \geq 50$ とした。また、図 6 の T_b 領域 (落札重視領域) にあるロボットがタスク入札の際の入札条件は $F_a \geq 30$ に緩和させた。ここでは、入札重視領域 T_a と落札重視領域 T_b の境界を敵ゴールまでの距離 l_s(実験では l_s=40cm) を基準として用いた。

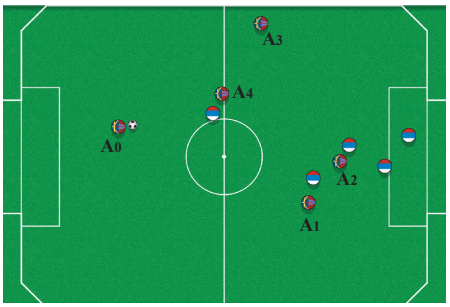


図 7: エージェントの初期位置 (実験 1)

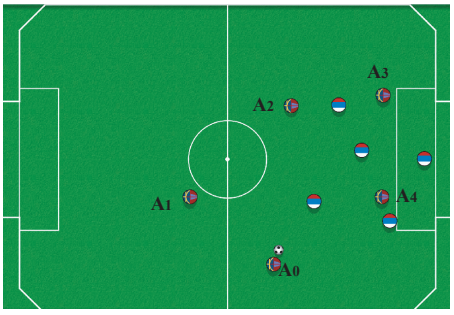
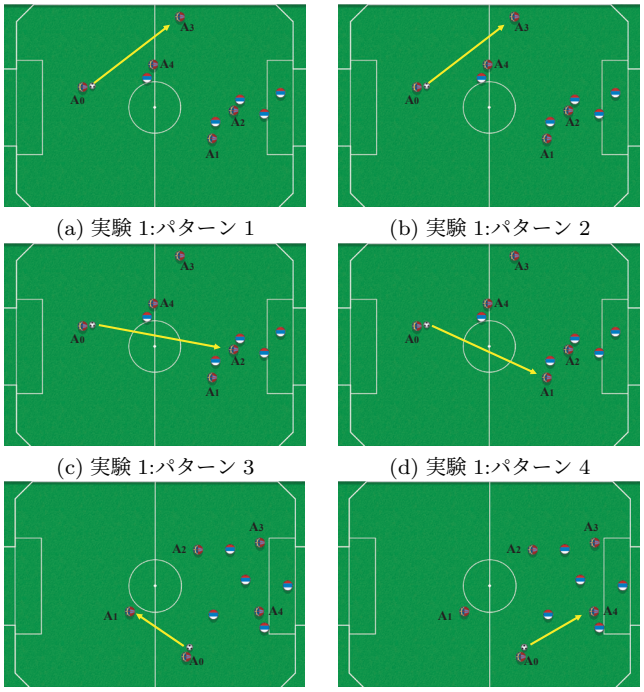


図 8: エージェントの初期位置 (実験 2)

3·2 実験結果

シミュレーション実験の結果、ファジィ推論を用いる場合と用いない場合とで、最終の落札者も異なることがわかった (表 3 参照)。パターン 1 では、マネージャのタスク告知に対して、入札条件を満たしたエージェント A_3 と A_4 が共に入札者になる。落札の際には、マネージャが最も敵ゴールと距離が近い味方エージェントにパスするため、エージェント A_3 が落札者になる (図 9 の (a) 参照)。

パターン 2 では、すべてのエージェントがファジィ推論による自分の入札適合度を持って入札する。この場合最も高い入札適合度を持っているエージェントが



(a) 実験 1:パターン 1　(b) 実験 1:パターン 2

(c) 実験 1:パターン 3　(d) 実験 1:パターン 4

(e) 実験 2:入札/落札重視なし　(f) 実験 2:入札/落札重視あり

図 9: 実験結果

表 3: 入札および落札エージェント

	入札者	落札者
ファジィ推論なし	A_3、A_4	A_3
入札時にファジィ推論使用	A_1、A_2、A_3、A_4	A_3
落札時にファジィ推論使用	A_1、A_2、A_3、A_4	A_2
入札、落札にファジィ推論使用	A_1、A_2、A_3	A_1
入札重視と落札重視なし	A_1、A_2	A_1
入札重視と落札重視あり	A_1、A_2、A_4	A_4

A_3 であるため、エージェント A_3 にパスされる (図 9 の (b) 参照)。

パターン 3 では、すべてのエージェントが入札するが、エージェント A_2 が敵ゴールの近くにいて、シュート角度も大きいため、一番高い落札適合度を与えられて、パスを受け取っている (図 9 の (c) 参照)。

パターン 4 では、エージェント A_1、A_2、A_3 が入札できる。さらに、最も高い総合適合度を持っているエージェント A_1 に落札される (図 9 の (d) 参照)。

入札重視と落札重視なしの場合では、入札条件が $F_a \geq 50$ である。ここでは入札条件を満たしたエージェントが A_1、A_2 の 2 つであった。その結果、エージェント A_1 が最も高い総合適合度となり、最終の落札者になった。よってボールがマネージャ A_0 から A_1 にパスされた (図 9 の (e) 参照)。

入札重視と落札重視ありの場合、エージェント A_4 が敵ゴールの近くにあるため、落札重視領域となり、落札重視モードになる。そのため、入札条件が $F_a \geq 30$ に緩和され、エージェント A_1、A_2 と共に入札者になる。さらに、この場合エージェント A_4 が最も高い総合適合度となり落札した。その結果、ボールがマネージャ A_0 から A_4 にパスされた (図 9 の (f) 参照)。

4. 結 言

本研究では、自律移動ロボットが複数存在するマルチエージェント環境において、サッカーの対戦状況を想定して、ファジィ契約ネットに基づいたロボット間通信と、ファジィ推論を用いた柔軟な判断によるタスク分配制御を実現する手法を提案した。提案手法の有効性を検証するため、ロボットサッカーシミュレータを用いて異なる環境条件によるシミュレーション実験を行った。

実験結果より、ファジィ推論を用いた契約ネットにより、環境の複数の状況を総合し、柔軟なタスク分配ができることが分かった。敵エージェントの影響が弱い場合、適切な位置にいる味方エージェントを選択することができた。また、入札重視と落札重視を用いることによって、マネージャが味方エージェントの場面中の位置の優劣に従って、入札戦略を変えることができ、より柔軟なタスク割当てをできることが確認された。

しかしながら、今回は静止環境による実験のみを行ない、動的な状況における検証は行っていない。そのため、適切なエージェントにタスクが分配されることは確認できたが、動的な環境では実際のサッカーと異なることも十分考えられる。人間はサッカーをするとき、行動と判断が連続して交互に起こるが、複数の動的な情報に基づいて、前後の行動に関係付けを行ってタスク分配するのは今後の課題と考えている。

参考文献

[1] R. G. Smith, “ Fuzzy Algorithms, ”*The Contract Net Protocol: High-Level Communication and Control in a Distributed Problem Solver*, IEEE Trans. on Computers, Vol.C-29, pp.1104-1113 (1980)

[2] J.A.Kensler and A.Agah, “ Neural networks-based adaptive bidding with the contract net protocol in multi-robot systems, ”*Springer Science+Business Media,* Appl Intell 31, pp.347-362 (2009)

[3] 菅原 俊治, 福田 健介, 廣津 登志夫, 栗原 聡, “ 大規模自律エージェントシステムにおける契約ネットプロトコルの効率特性, ”第 *6* 回情報科学技術フォーラム, FIT2007, pp.165-168 (2007)

[4] 藤田 陽平, 前田 陽一郎, “ 契約ネットプロトコルを用いたロボット間通信による協調行動制御, ”第 *24* 回日本ロボット学会学術講演会, CD-ROM, 2I11 (2006)

[5] 梅 亮, 前田 陽一郎, “ ファジィ契約ネットを用いた自律分散ロボットの協調行動制御, ”第 *27* 回日本ロボット学会学術講演会, CD-ROM, RSJ2009AC1F1-04 (2009)

[6] 梅 亮, 前田 陽一郎, 高橋 泰岳, “ ファジィ契約ネットに基づくマルチエージェントロボットのためのタスク割当, ”第 *26* 回ファジィシステムシンポジウム, CD-ROM, MD4-2 (2010)

[7] 梅 亮, 前田 陽一郎, 高橋 泰岳, “ ファジィ契約ネットに基づくマルチエージェントロボットのタスク割当手法, ”日本知能情報ファジィ学会合同シンポジウム *2010,* HKH10-13 (2010)