

## マルチエージェント環境下における共生モデルの提案 Enhanced Strategy Control for Multi-Agents Diverse Society

新井 成一<sup>†</sup> 島田 諭<sup>†</sup> 三浦 孝夫<sup>†</sup>

Seiichi Arai<sup>†</sup> Satoshi Shimada<sup>†</sup> Takao Miura<sup>†</sup>

### 1. 序論

近年インターネットの普及やシステムのクラウド化などに伴い情報やデータは大規模化かつ複雑化している。従来の集中管理されたシステムでは多様で個別な情報を扱う必要性から対応が遅れ、また処理能力の規模拡大が必要となることから迅速で効率的な扱いが期待できない。マルチエージェントシステムを応用した研究は、これらの要求に対する解を与えるものとして期待されている。

マルチエージェントシステム(Multi Agent System: MAS)とはエージェントと呼ばれる多数の自律的行動主体により構成されるシステムであり、各エージェントが個別のタスクを分散的に処理することによって全体のシステムとしての統合性を保つ。マルチエージェントシステムにおいて最も重視すべきは、エージェント間協調を達成するための動作原理にある。

マルチエージェントの動作原理として、これまで学習理論やゲーム理論が注目されている。[3][4]ゲーム理論では個々のプレイヤーをエージェントとみなし、各エージェントが何らかの共通規約(プロトコル)に従うことを条件に、自己利益の追及が社会利益の総和を最大化するシステムの構築を目指す。

しかしこの原理にはいくつかの問題がある。最大点(均衡点)を求める計算が膨大であること、情報の完全性と完備性、プロトコルの適合性(談合)などである。特に事前知識の面においては、戦略、利得の完全性や完備性が必要とされるため、現実エージェントへの利用が困難である。

本研究では、エージェントの動作原理を共生社会(diverse society)に置くことで、マルチエージェント間の協調を達成するモデルを提案する。提案モデルではエージェントの行動は何らかの情報として観測されるが、本研究ではこれらが最もあり得る形で生じたものと見なし最尤原理(Most Likelihood Principle)を前提とする。具体的には、情報源が混合ガウス分布に従うと仮定を置き、観測データのみを用いて情報源の推定を行う。さらに推定した情報源を用いて、トップダウン的にエージェント全体の制御を行う。本研究ではこの一連のプロセスを総称して共生モデルと呼ぶ。

2章では本稿で提案するエージェントの共生がMLP原理と整合すること方式を述べる。3章では共生モデルの具体的なプロセスについて述べるとともに、確率分布から戦略を構築する手法を提案する。4章で実績データを用いて実験を行い、5章で結びとする。

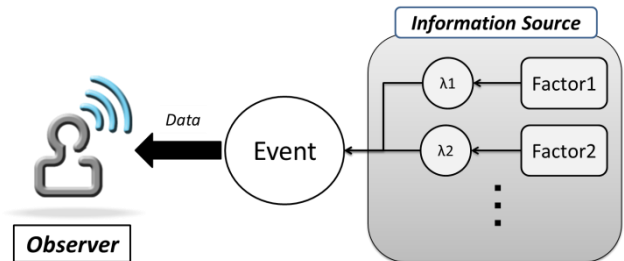


図1 情報源からのデータ生成

### 2. エージェント共生

多数のエージェントが共存して社会を構築するためにはどのような視点が必要であろうか?ゲーム理論では全体的な合理性とは別に、各プレイヤーは自身の利得を追求する。共通の条件(プロトコル)に従うという代償として、その範囲で自己利得の最大化を行う自由が認められる。プロトコルの条件によっては、VCGメカニズムのようにプレイヤーの自己利得の最大化が社会余剰の最大化と一致するものもある。[5]しかし均衡点がないときは正統性を失い、規約の精神を逸脱する行動をとることもある。

本研究では実現可能性を重視する立場から、全エージェントの行動を統合的に考察する。実現可能性の重視とは、エージェントの存在を認め、可能な限り現実的に観測された状況を反映させる戦略を構築することである。このような多様性の重視を「エージェント共生」と呼ぶ。共生できる最適条件を推定し、この下でエージェントの動作を誘導する。

例えば、観測できた値を最尤化する確率分布が推定できるならば、その方向を前提として投資の大枠を設計する。希望(医療費総額を増やしたいなど)は実体値(観測値)と異なる場合が多い。現実とは最もバランスのとれている状態として形成されていると考えるならば、これは是とする立場からはリスクを伴う変化は受入れ難い。現状をなるべく不安定にせずに希望をかなえる方向をとるにはリスクを減らす、すなわち実現可能性を重視するのが妥当である。また、個別エージェントの行動はこの範囲で自律的である。

本研究のアイデアは、この共生条件の算出方法にある。実際の観測データはいくつかの要因の混合から重み付きで生成されると仮定し、情報源の推定を行う。図1に観測者がデータを観測する様子を示す。各要因は参加するエージェント集合によって確率により定めるとし、ここから確率的にエージェント間共生のための方策を提示し、全体のコントロールを試みる。

<sup>†</sup> 法政大学 Hosei University, Kajino-cho 3-7-2, Koganei-shi, Tokyo 184-8584 Japan  
E-mail: seiichi.arai.3q@stu.hosei.ac.jp

### 3. 共生モデル

共生モデルは主に次の以下の 2 つのプロセスから構成される。第 1 のプロセスでは観測される情報をもっとも有り得る形で生じたと考え、最尤原理を前提とした情報源の推定を行う。第 2 のプロセスでは推定された情報源よりエージェントの動作原理を尤度の最大化とし、確率的な戦略の構築を行う。

#### 3.1 情報源の推定

情報源の推定には確率的手法を用いる。観測者が観測するデータとは現実ではノイズや偏りを含むため、情報源を一意に特定することは困難である。しかし、情報源が確率分布に従うと仮定を置くことで、誤差を含む範囲での推定を行うことが可能となる。

情報源の確率分布にはガウス分布を仮定する。ガウス分布は平均と分散の 2 つのパラメータより構成される釣鐘型の確率分布である。各パラメータはそれぞれ分布の中心位置と形状を表しており、平均に近いほど確率が高い。主な利用例として偶発誤差の分布として利用されている。また中心極限定理から、サンプル数を増やすことで母集団の分布に関わらず分布の標本平均はガウス分布に従うという性質が知られている。ガウス分布を仮定することにより、観測データに含まれるノイズを上手く緩衝し、情報源の推定を行うことが可能である。

しかし、情報源から生成されるデータがすべて 1 つのガウス分布より生成されているとは考え難い。より柔軟な情報源を想定するならば、観測データとは複数の要因の組合せから生成されていると考えるのが自然である。そのため情報源は複数のガウス分布から構成されると考え、情報源の確率分布に混合ガウス分布を仮定する。つまり 1 つのガウス分布にはデータが生成される背景に存在するファクター（要因）に対応する。これにより 1 つの観測データが複数の要因の重みで生成されると捉えることができる。

パラメータの推定には最尤推定法を用いる。情報源が混合ガウス分布に従うと仮定し、観測データが最尤化される分布のパラメータを推定する。本稿ではこれに EM アルゴリズムを適用する。EM アルゴリズムでは、パラメータの更新による対数尤度の差分は必ず大きくなることが知られており、このことから対数尤度が必ず極大値に収束することが保証されている。[1][2]

#### 3.2 戦略の構築

前節では最尤推定法により、情報源を混合ガウス分布に従うと仮定してパラメータ推定するプロセスを示した。本節ではここから具体的なエージェントの戦略を構築するプロセスを示す。

戦略とは可能な行動範囲からいずれかを選択する方式や基準であるとし、戦略構築とは選択方式を定めることをいう。本稿では「実現可能性最大」を条件としてトップダウン的に与え、範囲内で均衡点を抽出することにより、エージェント間の共生を導く。またここでは 2 エージェントを

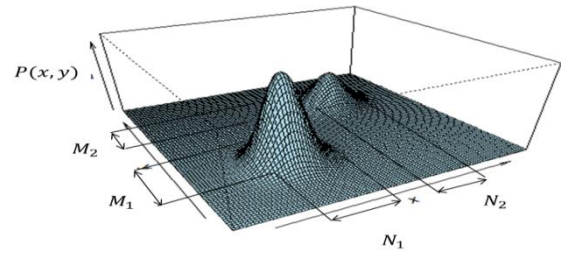


図 2 情報源

想定して論じるが、一般に  $n$  エージェントを仮定することができる。図 2 に情報源として推定された 2 変量混合ガウス分布の例を記す。

ここでは情報源を 2 変量混合ガウス分布  $P(x,y)$  とし、エージェント A と B のそれぞれとりうる行動（連続量）を  $x$  と  $y$  とする。各エージェントには実現性のため閾値  $(0 \leq \alpha < 1)$  を設ける。具体的には、全ての  $x,y$  に対して、

$$Q(x,y) = \begin{cases} P(x,y) & \text{if } P(x,y) \geq \alpha \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

となる確率密度関数  $Q(x,y)$  の下で戦略を構築する。エージェント A と B はそれぞれ、次期の利得目標のパターン  $i \in I, j \in J$  を  $N_i = [n_i, \bar{n}_i], M_j = [m_j, \bar{m}_j]$  の区間で所有しているものとする。ただし、それぞれの区間内では

$$\int_{n_i}^{\bar{n}_i} Q(x,y) dx \neq 0$$

$$\int_{m_j}^{\bar{m}_j} Q(x,y) dy \neq 0$$

を満たすものとする。

ここから閾値  $\alpha$  を満たす分布  $Q(x,y)$  の下で、均衡点となる最適反応戦略の組合せを抽出する。ゲーム理論において最適反応戦略とは相手プレイヤーの行動に対して、自身の利得が最大となる戦略を指す。全てのプレイヤーの戦略が最適反応戦略であるような戦略の組をナッシュ均衡と呼び、これを用いてゲームの解を求める。

しかし本稿におけるエージェントの動作原理には、実現可能性を優先して取り扱っている。そのためここでの最適反応戦略とは、相手の戦略を所与としたときに最大の尤度をもたらす戦略のことを意味する。

エージェント B の行動選択を  $j$  とすると、尤度最大となるエージェント A の行動は

$$S_A(j) = \underset{i \in I}{\operatorname{argmax}} \int_{n_i}^{\bar{n}_i} \int_{m_j}^{\bar{m}_j} Q(x,y) dy dx$$

より求まる。同じくエージェント B にとって、エージェント A の行動  $i$  に対し、尤度最大となる行動は

$$S_B(i) = \underset{j \in J}{\operatorname{argmax}} \int_{m_j}^{\bar{m}_j} \int_{n_i}^{\bar{n}_i} Q(x,y) dx dy$$

となる。

ここで実現可能条件より、各エージェントは区間外での行動が制約されている。そのため、エージェント A は区間、

$[n_i, \bar{n}_i]$  エージェント B は区間  $[m_j, \bar{m}_j]$  の範囲内で最適反応戦略の集合を考える. 各エージェントにとっての最適反応戦略の集合は以下ようになる.

$$D_A = \{(i, j): S_A(j), j \in J\}$$

$$D_B = \{(i, j): i \in I, S_B(i)\}$$

互いに最適反応である行動, つまり  $D_A \cap D_B$  を満たす行動を均衡点  $(i^*, j^*)$  という. 均衡点  $(i^*, j^*)$  ではどのエージェントも行動を変更することで実現可能性を増加させることはできない. そのためどのエージェントも行動を変更する誘因を持たない. 均衡点を抽出することで各エージェントにとって自身の行動を変更することなく, 社会全体として最も調和のとれた合理点を導くことができる.

例えば, 閾値  $\alpha = 0$ , エージェント A の行動を  $N_1 = [1, 3]$ ,  $N_2 = 5$  とし, エージェント B の行動を  $M_1 = [1, 2]$ ,  $M_2 = [4, 5]$  とした場合の状況を表 1 に示す. 両エージェントの最適反応戦略の集合は  $D_A = \{(1, 1), (2, 2)\}$ ,  $D_B = \{(1, 1), (2, 2)\}$  となる. よって均衡点  $(i^*, j^*)$  の集合は  $D_A \cap D_B = \{(1, 1), (2, 2)\}$  となる.

しかし各均衡点の区間内での確率を考えると, 均衡点 (1,1) では確率が 0.5 となるのに対し, 均衡点 (2,2) では確率が 0.1 となっている. 最適反応戦略の組合せ (2,2) は均衡点ではあるが, 全体的に見て実際にその均衡が達成される可能性は低いことがわかる. 均衡点 (2,2) の戦略の組合せでは, 両エージェントが共生するためにはリスクが高い. そのため共生社会の達成において均衡点 (2,2) は「実現可能性」を満足しているとは考えにくい.

これは閾値  $\alpha = 0$  としたことに起因する. そこで閾値  $\alpha$  を

$$\alpha > \max P(n, m)$$

$$\text{s.t. } \underline{n}_2 \leq n \leq \bar{n}_2, \underline{m}_2 \leq m \leq \bar{m}_2$$

と設定することで均衡点 (2,2) を排除することができる.

これにより共生社会を「実現可能性最大」と考え, 制約を付加することで, 新たなアプローチからエージェント間の協調を導くことを可能とする.

Agent	Action	B	
		$M_1 = [1, 2]$	$N_1 = [4, 5]$
A	$N_1 = [1, 3]$	0.5	0.05
	$N_2 = 5$	0.05	0.1

表 1 行動選択の組合せ

## 4. 実験

### 4.1 実験準備

実験には 2005 年 4 月から 2011 年 3 月までの月別電力需給量 6 年分, 計 72 件のデータを用いる. [6] 実験データの詳細を表 8 に記す. ここではエージェント数を 3 とし, 各月の発電電力量, 特定規模電力需要量, 電灯・電力需要量 (特定規模以外の電力需要量) をそれぞれエージェントの過去の月別の実績データ (X, Y, Z) に対応させる. また各データは 1000 万 kWh 単位で用いている.

確率分布の推定には EM アルゴリズムを用いる. EM アルゴリズムの推定結果は初期値に大きく依存することが知られているため, 混合ガウス分布の初期パラメータには, 事前に k-means によりクラスタリングした結果から与える. ここでは 1 つのクラスタが 1 つのガウス分布に対応し, 1

つのガウス分布が 1 つの要因に対応する. 具体的には, 混合比を各クラスタ内に含まれるデータ数の割合, 平均には重心, 分散にはクラスタ内のサンプル分散, を用いる. クラスタの数を変化させることでより詳細な分析が可能だが, 今回は  $k=4$  に設定したときのみについて実験を行う.

### 4.2 実験結果

表 2 にステップごとの混合ガウス分布の対数尤度を示す. EM アルゴリズムでは, ガウス分布のパラメータの変化と対数尤度の変化を見て収束性を確認する.

表 7 に 0 ステップ目のパラメータと, 25 ステップ目の推定結果のパラメータを示す. 0 ステップ目はパラメータの初期値を示している. 混合比は各ガウス分布の重みを, 平均と分散はそれぞれのガウス分布における中心と形状を表している. 分散が大きければ, その分布に含まれるデータ群は, 平均からのばらつきが大きいことを意味する. 相関係数は 2 つの確率変数の相関性を表す指標である. 1 に近ければ正の相関があり, -1 に近ければ負の相関があることを示す.

表 7 より分布 1 では他の分布に比べ, x と y の値についての分散が大きくなっている. これは分布 1 に含まれるデータ群の発電電力量と特定規模電力需要量のばらつきが大きいことを示している. また x と z の相関係数 -0.8 から発電電力量と電灯・電力需要量に負の相関が見られる.

分布 2 は全分布の内最も混合比が大きい. これは, 各データの分布 2 への所属確率の和が, 他に比べ最も大きいことを示している. すべての平均値が全分布中最小となっていることから, 電力発電量, 電力消費量ともに最も低い分布であることがわかる.

分布 3 では混合比は 0.13 と低い. z の平均. が他の分布に比べ最も高く, 電灯・電力需要量が高い分布であることがわかる. 分散は全体的に低く, 最もばらつきの少ない分布であることがわかる. x と y の相関係数が 0.77 であることから正の相関が見られる.

分布 4 の混合比は 0.13 と分布 3 とほぼ同じ値となっている. 平均は全体的に見て高く, 発電電力量と電力使用量が最も高い分布であるとわかる. 分散は全体的に見て低く, 特に y の特定規模電力需要量での分散の値が他の分布に比べ大幅に低い値となっている.

Step	対数尤度	Step	対数尤度
0	-1582.01	13	-1571.08
1	-1578.77	14	-1570.86
2	-1576.22	15	-1570.73
3	-1574.43	16	-1570.70
4	-1573.29	17	-1570.68
5	-1572.19	18	-1570.66
6	-1571.51	19	-1570.58
7	-1571.43	20	-1570.13
8	-1571.40	21	-1567.44
9	-1571.38	22	-1564.93
10	-1571.35	23	-1564.92
11	-1571.31	24	-1564.92

表 2 ステップごとの対数尤度

次に各データに対して、所属確率が 0.9 以上となる分布ごとに分類した結果を表 3 に示す。ただし、実際は 1 つの分布に所属確率 1.0 となることはなく、表の値はあくまで少数第 2 桁で切り上げた値である。分布 1 には 20 件、分布 2 には 35 件、分布 3 には 7 件、分布 4 には 7 件が所属確率 0.9 以上で含まれている。その他となっているデータに関しては、複数の分布に対してある程度の所属確率を有していることを示す。

まず、分布 1 では計 20 件中所属するデータ数が 4 件の月が 3 月、7 月、9 月、12 月、3 件の月が 2 月、1 件の月が 8 月となっている。一方、分布 2 では、計 35 件中所属するデータ数が 6 件の月が 4 月、5 月、6 月、10 月、11 月、2 件が 3 月、1 件の月が 2 月、9 月となっている。

分布 3 では計 7 件中 6 件が 1 月のデータであり、残り 1 件が 2 月のデータである。それに対して、分布 4 では 7 件中 5 件が 8 月、残りが 7 月と 9 月のデータがそれぞれ 1 件である。

#### 4.3 検証

実験結果から各分布に季節性が確認できる。そのため 2009 年 4 月から 2011 年 3 月までの月別 24 件の気象情報のデータを用いてこれを検証する。[7] 表 4 に全国 13 か所の主な気象官署ごとの月別の平均気温、相対平均湿度、平均降水量を全体で平均した気象情報のデータを記す。また推定結果から得られた所属確率 0.9 以上となる分布の番号も同時に記載する。

#### 4.4 考察

実験結果より、分布 1 は主に夏と冬、分布 2 は春と秋に対応した電力需給量となっていると考えられる。両分布とも分散は大きい、各データの所属確率の和が大きいことから現実に生じやすい電力需給量の関係が要因であると考えられる。

また検証結果より、最も気温の低い時期である 2010 年 1 月と 2 番目に気温の低い時期である 2011 年 1 月のデータは分布 3 に所属している。そのため分布 3 は 1 月の真冬の月にした電力需給量が要因であると考えられる。表 7 のパラメータより、平均  $z$  の値が他の分布に比べ最も高い。これは冬場の日照時間が短くなるためことに起因していると考えられる。

分布 4 は 8 月のデータが最も多く所属しており、平均値が他の分布に比べ全体的に高い。このことから、分布 4 は真夏の月に依存した電力需給量が要因となっていると考えられる。検証結果より検証データ中最も気温の高い時期である 2010 年 8 月が分布 4 に所属している。全体で 2 番目に気温の高い時期である 2010 年 7 月のデータは分布 1 に所属しており、その時期に比べ 2010 年 8 月の気温は 2.25℃増加しており猛暑が続いた月であることが分かる。

電力需給量のデータ 4 つの分布から構成されており、各分布には気温が要因として対応していると考えられる。つまり気温に依存した発電電力量、特定規模電力需要量、電灯・電力需要量を要因とし各分布が構成され、観測データは各分布の重みからデータが生成されていると考えられる。

Distribution 1	
年月	所属確率
2005 年 7 月	1.00
2005 年 9 月	1.00
2005 年 12 月	1.00
2006 年 2 月	0.94
2006 年 3 月	0.97
2006 年 7 月	0.99
2006 年 9 月	1.00
2006 年 12 月	1.00
2007 年 3 月	0.99
2007 年 7 月	0.95
2007 年 12 月	1.00
2008 年 3 月	0.99
2008 年 9 月	0.98
2009 年 8 月	0.99
2009 年 12 月	0.96
2010 年 2 月	0.95
2010 年 3 月	0.98
2010 年 7 月	0.98
2010 年 9 月	0.98
2011 年 2 月	0.99

Distribution 3	
年月	所属確率
2006 年 1 月	1.00
2007 年 1 月	1.00
2008 年 1 月	1.00
2008 年 2 月	1.00
2009 年 1 月	1.00
2010 年 1 月	1.00
2011 年 1 月	1.00

Distribution 4	
年月	所属確率
2005 年 8 月	1.00
2006 年 8 月	1.00
2007 年 8 月	1.00
2007 年 9 月	0.99
2008 年 7 月	0.97
2008 年 8 月	1.00
2010 年 8 月	1.00

Distribution 2	
年月	所属確率
2005 年 4 月	1.00
2005 年 5 月	1.00
2005 年 6 月	1.00
2005 年 10 月	1.00
2005 年 11 月	1.00
2006 年 4 月	1.00
2006 年 5 月	1.00
2006 年 6 月	1.00
2006 年 10 月	1.00
2006 年 11 月	1.00
2007 年 4 月	1.00
2007 年 5 月	1.00
2007 年 6 月	1.00
2007 年 10 月	1.00
2007 年 11 月	1.00
2008 年 4 月	1.00
2008 年 5 月	1.00
2008 年 6 月	1.00
2008 年 10 月	1.00
2008 年 11 月	1.00
2009 年 2 月	1.00
2009 年 3 月	1.00
2009 年 4 月	1.00
2009 年 5 月	1.00
2009 年 6 月	1.00
2009 年 9 月	1.00
2009 年 10 月	1.00
2009 年 11 月	1.00
2010 年 4 月	1.00
2010 年 5 月	1.00
2010 年 6 月	1.00
2010 年 10 月	1.00
2010 年 11 月	1.00
2010 年 12 月	0.93
2011 年 3 月	0.98

その他	
年月	
2007 年 2 月	-
2008 年 12 月	-
2009 年 7 月	-

表 3 実験データの各分布への所属確率

#### 4.5 戦略構築

ここでは提案手法を用いて、エージェント共生のための具体的な戦略を提示する。前節より各分布が季節性、主に気温を要因としていると考えられる。そのため夏場の気温が通常時と異常時である場合の特定規模電力需要量と電灯・電力需要量から最適な発電電力量を求める。

通常時には 2005 年から 2010 年までの 7 月と 8 月の実績データの平均値を、異常時には表より最も気温の高い 2010 年 7 月と 2010 年 8 月のデータを使用する。

推定結果		平均 気温	平均 湿度	平均 降水量
年月	Distribution	°C	%	mm
2009年4月	2	13.38	62.54	114.73
2009年5月	2	18.18	66.31	93.69
2009年6月	2	21.48	73.38	190.77
2009年7月	-	24.48	78.31	225.96
2009年8月	1	25.59	74.00	116.19
2009年9月	2	22.66	68.85	50.88
2009年10月	2	17.68	67.54	167.04
2009年11月	2	12.12	69.46	176.46
2009年12月	1	6.93	65.92	107.96
2010年1月	3	4.80	64.69	75.46
2010年2月	1	5.71	67.92	134.69
2010年3月	1	7.91	66.38	151.65
2010年4月	2	11.67	66.38	187.08
2010年5月	2	16.99	69.00	190.23
2010年6月	2	22.11	75.38	230.65
2010年7月	1	25.99	77.38	254.54
2010年8月	4	28.24	73.00	111.58
2010年9月	1	24.31	70.62	192.31
2010年10月	2	18.19	70.69	170.04
2010年11月	2	11.78	66.31	103.81
2010年12月	2	7.34	67.46	162.46
2011年1月	3	2.62	63.54	66.54
2011年2月	1	5.88	65.85	89.35
2011年3月	2	6.59	61.38	63.58

表 4 気象情報

結果を表 5 に記す。通常時を平年並み、異常時を猛暑として最適な発電電力量を示している。通常時の方では実績データと比べると差が見られる。一方、異常時の方では発電電力量は実績値に近い値となっているのが確認できる。

ここで、実験データ中最小の尤度である 2010 年 5 月の対数尤度-10.02 を閾値として戦略の達成可能性を考える。通常時、異常時ともに閾値以上の値となっているので、最適反応戦略から得られる発電電力量は実現可能な戦略であることが分かる。

次に表 6 に各データの各分布への所属確率を記す。分布への所属確率から異常時の 8 月がほぼ確率 1 で分布 4 に所属し、他のデータはほぼ確率 1 で分布 1 へと所属していることが分かる。実験の結果から分布 4 は夏場の猛暑の時期の電力需給量を要因とし、分布 1 は夏場と冬場の気温がピーク時以外の電力需給量を要因としている。つまり異常時の 8 月の場合は猛暑時期の電力供給量を、それ以外はピーク時以外の電力供給量を満たすよう行動することで、エージェントの自律性、多様性を認め、かつ社会全体として最もバランスのとれた共生状況を導くことが達成できることを示している。

平年並み					
月	実績データ			結果	
	発電 電力量	特定規模 需要量	電灯電力 需要量	発電 電力量	対数 尤度
7	7790	5080	2556	8605	-9.34
8	8479	5254	3067	8087	-9.45
猛暑					
月	実績データ			結果	
	発電 電力量	特定規模 需要量	電灯電力 需要量	発電 電力量	対数 尤度
7	8398	5220	2668	8502	-9.34
8	8960	5446	3248	9073	-9.30

表 5 最適反応と対数尤度

平年並み							
月	結果			所属確率			
	発電 電力量	特定規模 需要量	電灯電力 需要量	Distribution			
				1	2	3	4
7	8605	5080	2556	0.99	0.01	0.00	0.00
8	8087	5254	3067	1.00	0.00	0.00	0.00
猛暑							
月	結果			所属確率			
	発電 電力量	特定規模 需要量	電灯電力 需要量	Distribution			
				1	2	3	4
7	8502	5220	2668	0.99	0.01	0.00	0.01
8	9073	5446	3248	0.00	0.00	0.00	1.00

表 6 最適反応戦略の分布への所属確率

## 5. 結論

本研究ではマルチエージェントシステムの動作原理に尤度の最大化を用いることで、エージェントの共生を導くことを可能とした。

また、エージェント数、ガウス分布の数を増やすことでより具体的な戦略を提示することが可能である。

### 参考文献

- [1] 北 研二: 確率的言語モデル, 言語と計算機-4. 東京大学出版会 (1990).
- [2] C.M.ビショップ: パターン認識と機械学習 -ベイズ理論による統計的予測. シュプリンガー・ジャパン株式会社 (2008).
- [3] Guttman, R.H.G. and Maes, P.: Cooperative vs. Competitive Multi-Agent Negotiations in Retail Electronic Commerce, Cooperative Information Agents II Learning, Mobility and Electronic Commerce for Information Discovery on the Internet, 1998, LNCS 135.
- [4] Busoni, L. Babuska, R. and De Schutter, B.: Multi-Agent Reinforcement Learning: A Survey, 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), 2006, pp.1-6
- [5] Milgrom, P.: Putting Auction Theory to Work, Cambridge University Press, 2004
- [6] 経 済 産 業 省 資 源 エ ネ ル ギ ー 庁 .  
<http://www.enecho.meti.go.jp/index.htm>
- [7] 国 土 交 通 省 気 象 庁 .  
<http://www.jma.go.jp/jma/index.html>

Distribution 1										
ステップ数	パラメータ									
	混合比	平均			分散			相関係数		
S	$\lambda_1$	$\mu_{1x}$	$\mu_{1y}$	$\mu_{1z}$	$\sigma^2_{1x}$	$\sigma^2_{1y}$	$\sigma^2_{1z}$	$\rho_{1xy}$	$\rho_{1xz}$	$\rho_{1yz}$
0	0.31	8282.91	4863.55	2720.05	75993.72	68532.34	45155.13	0.07	0.06	-0.15
25	0.30	8248.98	4859.06	2885.25	113660.24	84631.51	66065.43	0.14	-0.80	-0.10
Distribution 2										
ステップ数	パラメータ									
	混合比	平均			分散			相関係数		
S	$\lambda_2$	$\mu_{2x}$	$\mu_{2y}$	$\mu_{2z}$	$\sigma^2_{2x}$	$\sigma^2_{2y}$	$\sigma^2_{2z}$	$\rho_{2xy}$	$\rho_{2xz}$	$\rho_{2yz}$
0	0.44	7404.63	4556.78	2549.88	80827.11	54447.48	81307.05	0.51	-0.24	-0.41
25	0.51	7478.62	4592.92	2537.87	111184.29	61527.50	74595.46	0.58	-0.24	-0.43
Distribution 3										
ステップ数	パラメータ									
	混合比	平均			分散			相関係数		
S	$\lambda_3$	$\mu_{3x}$	$\mu_{3y}$	$\mu_{3z}$	$\sigma^2_{3x}$	$\sigma^2_{3y}$	$\sigma^2_{3z}$	$\rho_{3xy}$	$\rho_{3xz}$	$\rho_{3yz}$
0	0.13	8199.22	4667.67	3530.22	178458.62	82586.22	57835.95	-0.27	0.74	-0.25
25	0.10	8634.88	4642.17	3659.83	40403.79	41584.26	24366.37	0.78	-0.04	-0.36
Distribution 4										
ステップ数	パラメータ									
	混合比	平均			分散			相関係数		
S	$\lambda_4$	$\mu_{4x}$	$\mu_{4y}$	$\mu_{4z}$	$\sigma^2_{4x}$	$\sigma^2_{4y}$	$\sigma^2_{4z}$	$\rho_{4xy}$	$\rho_{4xz}$	$\rho_{4yz}$
0	0.13	9094.67	5276.67	3155.67	95284.00	58237.56	94172.00	0.26	-0.45	-0.52
25	0.10	9156.53	5389.01	3049.51	104447.06	14456.42	64309.34	-0.16	-0.31	-0.52

表7 各分布のパラメータ

2005年度			2006年度			2007年度		
発電電力量	特定規模需要量	電灯・電力需要量	発電電力量	特定規模需要量	電灯・電力需要量	発電電力量	特定規模需要量	電灯・電力需要量
7190	4576	2885	7457	4511	2834	7637	4645	2688
7182	4211	2380	7406	4401	2510	7598	4570	2550
7844	4629	2112	7737	4773	2142	7967	4924	2202
8692	4955	2621	8774	5091	2560	8597	5173	2415
9121	5139	3030	9417	5309	3031	9684	5455	3085
8186	5111	3015	8001	5218	3006	8632	5462	3119
7582	4729	2476	7680	4854	2261	7900	5093	2463
7500	4452	2336	7648	4665	2446	7873	4764	2471
8787	4566	2798	8495	4697	2725	8614	4801	2850
8755	4604	3814	8559	4649	3484	8959	4776	3649
7882	4605	3149	7754	4666	3006	8764	4987	3418
8192	4576	2885	8361	4711	2771	8236	4908	3038
2008年度			2009年度			2010年度		
発電電力量	特定規模需要量	電灯・電力需要量	発電電力量	特定規模需要量	電灯・電力需要量	発電電力量	特定規模需要量	電灯・電力需要量
7524	4712	2612	6822	4146	2801	6990	4530	3031
7598	4660	2528	6929	4096	2477	6698	4405	2628
7707	4944	2174	7235	4447	2118	7190	4762	2163
9295	5391	2481	8233	4851	2525	8398	5220	2668
9020	5525	3340	8313	4954	2971	8960	5446	3248
8205	5338	2715	7405	4855	2654	7919	5403	3353
7676	4982	2409	7310	4577	2366	7124	4830	2479
7617	4593	2486	7464	4390	2461	7146	4542	2466
8087	4441	2749	8234	4465	2714	7875	4593	2760
8272	4274	3622	8561	4519	3757	8574	4686	3875
7232	4169	3208	7831	4549	3250	7440	4720	3468
7556	4138	2881	8204	4548	2919	7510	4357	3028

表8 電力需給量