

強化学習エージェントによる企業組織の分析モデル

見城 幸直^{†1}, 山田 隆志^{†2}, 寺野 隆雄^{†3}

東京工業大学総合理工学研究科 〒226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259

E-mail: ^{†1,2} {kenjo,tyamada}@trn.dis.titech.ac.jp, ^{†3} terano@dis.titech.ac.jp

あらまし 本稿では、企業組織における組織行動を解明するために、エージェント・シミュレーションによる接近を試みる。提案モデルでは、組織において局所的な要素である上司の役割と部下の主体性とに着目し、これをエージェント概念でモデル化する。これによって複雑な組織現象をマイクロにもマクロにも分析することが可能となる。さらに、現実組織における各メンバのタスク処理を、迷路問題の学習として定式化する。迷路問題学習を取り入れることの利点としては、1) 強化学習により、技能・技術を習得するエージェントを表現できること。2) 迷路のブロックを動的に変えることによって、環境の不確実性を表現できることがあげられる。シミュレーション結果から、組織のマイクロな視点で何が起きているのかを明らかにし、環境の不確実性の下にある組織において環境ごとに適する組織形態は異なることを確認した。

キーワード エージェント・シミュレーション、計算組織理論、強化学習

Agent-Based Simulation to Analyze Business Office Activities using Reinforcement Learning

Yukinao KENJO^{†1}, Takashi YAMADA^{†2}, Takao TERANO^{†3}

Department of Computational Intelligence and System Science, Tokyo Institute of Technology,

4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama 226-8502, Japan

E-mail: ^{†1,2} {kenjo,tyamada}@trn.dis.titech.ac.jp, ^{†3} terano@dis.titech.ac.jp

Abstract: This paper attempts to clarify organizational behavior in corporative organizations by agent-based simulations. We focus attention on both the roles of managements and the initiatives of staffs, and then model them using agent-based model concepts. This enables us to investigate phenomena in organizations at micro-level and macro-level. Besides, we formulate the task processing of each member in real organizations as learning for maze problem. The advantages of applying maze problem for our simulation model are as follows: It is possible to describe agents who acquire skills by reinforcement learning and to represent environmental uncertainty by changing block placements dynamically. Several computational experiments clarify what the whole organization behaves from microscopic points of view. At the same time, the authors confirm that the ability to adapt environments under uncertainty is different from the characters of organization.

Key words Agent-Based Simulation, Computational Organization Theory, Reinforcement Learning

1. はじめに

本稿では、企業組織における組織行動を解明するために、エージェント・シミュレーションによる接近を試みる。

組織現象をコンピュータで分析しようという試みは 1960 年代に始まり、近年の計算組織理論の展開へと至っている。例えば、ゴミ箱モデルは、集団意思決定場面で起こり得る「必ずしも合理的でない決定」について操作的な説明を与える。それに対し、我々は、組織において局所的な要素である上司の役割と部下の主体性とに着目し、これをエ

ージェント概念でモデル化する。これによって複雑な組織現象をマイクロにもマクロにも分析することが可能となる。

上司と部下との関係は、組織を構成する要素の中でも特に重要である。これを詳細化するために提案モデルでは、組織論の知見から個人の「無関心度指数」と「一体化度指数」の指標を取り入れる[高橋 93]。無関心度指数とは、上司の命令に対する従順さを示す。無関心度指数が高いことは組織の中で受け身である事を意味する。一方で一体化度指数とは、個人の目的・価値と組織のそれとの一致度

を表す。一体化指数が高いことは組織の中で意欲的に働くための動機付けとなる。これらの指標を取り入れることによって、現実の組織にみられる多様な組織形態を扱うシミュレーションが可能となる。

さらに提案モデルでは、迷路問題の強化学習をタスク処理と考えてシミュレーションを実施する。すなわち現実組織における各メンバのタスク処理を、迷路問題の学習として定式化している。このように迷路問題学習を取り入れることの利点としては次に示す2点があげられる。

まず、強化学習により、技能・技術を習得するエージェントを表現できることがある。このことは、積極的に仕事をこなす組織の構成員が、その仕事を短時間で処理できるようになるといった現実社会の観測に基づく。

さらに、迷路のブロックを動的に変えることによって、環境の不確実性を表現できることがある。このことは、例えば技術革新などによって新たな仕事の処理方法を学ぶ必要が生じるといったことが対応する。

本研究によって、組織現象という複雑な対象をシミュレーションし、これまで行われてきた手法よりも詳細に分析することが可能となった。

シミュレーション結果から、まず組織のミクロな視点で何が起きているのかを明らかにした。また、環境の不確実性により適する組織形態が変化の様子が確認された。

2. 関連研究

2.1. エージェント・シミュレーション

エージェント・シミュレーション(Agent-Based Simulation; ABS)は近年、社会科学を始めとした多くの分野で研究され、その有用性が注目されている。なかでも Sugarscape に代表されるマルチエージェントモデルでは、個々に設計されたエージェントの行動の相互作用が社会や集団を形成しているというアイデアを根幹とする[Epstein 96]。あらゆる社会現象は、個々のエージェントからシステム全体へとボトムアップに形成され、さらにそれがまたエージェントへとフィードバックされることによって予測不可能となっていると言える。Axelrod はこのようなメカニズムを、複雑適応系と捉え、その複雑性をハーネスする(すなわち抑えつけるのではなくて活かす)ことによって、そこで何が起きているのかを説明しようとするのが重要であると主張している[Axelrod 00]。

エージェント・シミュレーションにおいて、モデルの抽象度は最もクリティカルな問題である。これについて従来から、KISS 原理に基づく抽象度の高いモデルが推奨されている[Axelrod 97]。しかし、単純なモデルでは不十分であるという見方もされ[寺野 04a, 04b]、分析対象によって何をモデルに組み込み何を省くのかは難しい問題となっている。

2.2. 計算組織理論

オフィス活動を含む、組織活動をコンピュータで分析しようという試みは古くからなされている。その最初のものは Cyert と March の著書に始まる[Cyert 63]。これには、組織行動をシミュレーションするための膨大なフローチャートと FORTRAN プログラムのソースコードが含まれている。また、組織の偶発的 (Contingent) な意思決定行動をモデル化したゴミ箱モデルも良く知られている[Cohen 72]。Carley と Gasser は、計算組織理論において Simon の情報処理モデルは様々な点—限界合理性、情報遍在性、タスク指向性、分散制約性、不確実性、組織知能、経路依存性、コミュニケーションの必要性—で拡張されていることを主張している[Carley 95, 99]。そして、この立場からは、組織的な現象は、モデル化可能であり、それによって組織的効率の差異を区別できるとする。その結果、「組織」は操作でき、設計できる存在となり、実際の組織行動の研究と実践に、比較的安価で、適用できるとする。

2.3. 本研究の位置付け

本研究は、このような計算組織理論の流れに沿いながら、ABS の手法によって組織活動の解明にアプローチするものである。

ゴミ箱モデルは、集団で意思決定を行う場面で起こりえる、必ずしも合理的とならない決定について上手く説明している理論であると言える。しかしながら、ゴミ箱モデルの抽象度は高く、現実組織における集団の複雑な相互作用により生じた現象の表層を汲み取ったに過ぎない。

このゴミ箱モデルについて ABS を適用した関連研究としては、稲水らによるゴミ箱モデルの再検討がある[稲水 06]。これは、マルチエージェントシミュレーションの開発(・実行)環境である KK-MAS を利用することで新たに得られた結果から、シミュレーション過程の可視化の重要性を強調している。

これに対して本研究では、ボトムアップ手法に則ったモデルを提案する。これにより ABS の立場から組織現象についてのシミュレーションを可能にする。

3. 問題の定式化

3.1. モデル概要

本研究で現在提案しているモデルでは、一般的な企業の組織形態にみられる階層型の組織を扱い、環境変化によってどのような組織形態が適するのかの分析を目的とする。ここではこのモデルの概要を示すこととする。

提案モデルでは、ある時刻において各エージェントは次の3つの意思決定ルールのうち適切なものを実行する。すなわち他者との相互作用を含む、1) マネージャとして部下

の仕事のマネージメントを行う意思決定ルール、2)スタッフとして上司からの指示に対応する意思決定ルール。または相互作用のない、3)自分の仕事を処理する意思決定ルールである。ここで、中間層に位置するエージェント(中間管理職)については、下に就くエージェントに対するマネージメントと上層エージェントからの指示に挟まれる状況が生じるが、この場合はスタッフとしての行動ルールを優先させる。また各行動ルールの優先度は、他者と相互作用する機会を優先し、スタッフ-マネージャ-個人の順としている。

組織には、一定期間ごとにタスクが任意のマネージャに対して発生する。マネージャは、そのタスクを部分タスクに分割し、担当する部下に配分する。部分タスクの分割は、単位タスクになるまで繰り返され、その配分は部下を持たないエージェントにまで至る。この単位タスクとは各エージェントが実際に処理できる仕事であるとする。本研究では、この単位タスクを迷路問題で表現する。すなわち、各エージェントが担当する異なるタスク処理を、強化学習エージェントによる異なる迷路問題の学習として扱う。組織に発生したタスクの処理が完了となるのは、このタスクに含まれる単位タスクの処理が全て完了した時となる。このプロセスの詳細については後に続く節で述べることとする。

提案モデルにおいて各エージェントを特徴付ける重要な指標として無関心度指数と一体化度指数がある。無関心度指数とは、上司の命令に対する従順さを示し、一体化度指数とは、個人の目的・価値と組織のそれとの一致度を表す。これらの概念は組織論の知見によるものであり、提案モデルではこの二つの指標をタスク処理の部分に導入し、出来るだけ本来の意味を表現できるように注意深く取り扱っている。具体的にはこの一体化度指数は、意欲的に組織活動を行うためのモチベーションと相関性が高いと考えられ、ステップ毎にタスクを処理するか否か(怠けるか)を決定付ける変数として利用する。さらに、無関心度指数については、迷路問題の強化学習部分で利用し、探索するか知識利用するかを各エージェントに特徴付ける変数として利用している。

ところで、現実社会において組織が安定的に機能するためには、環境への適応性が問われることとなる。このことは、組織論においても深く掘り下げられている話題であり、環境の不確実性として扱われる。本研究でも、この要素を取り扱い、不確実性の程度によってどのような組織構成が適するかを探っている。提案モデルでは、環境の不確実性の程度を、迷路のブロックの変化として表現した。各エージェントにはそれぞれ担当する迷路が決定しているが、ある周期においてその中のブロックが変化するような実験を行っている。

Table1. Definition of Objects.

Object	Attribute
Organization	structure (int[])
	finished (Set<Task>)
Member	role (String)
	state (String)
	intention (Character[])
	interest (Character[])
	identification (double)
	indifference (double)
Desk	knowledge (Map<mazeId,Strategy>)
	buffer (List<Task>)
Task	phone (boolean)
	mazeId (Integer)
	mazeListId (Integer)
	attraction (Character[])

3.2. オブジェクトの定義

提案モデルを構成する主要なオブジェクトとその属性について Table1 に定義する。組織は Organization オブジェクト、組織を構成するエージェントは Member オブジェクトで表される。Task オブジェクトとは、組織の構成員(Member)が処理するあらゆる仕事内容を表し、本稿で単位タスクと呼ぶものである。Desk オブジェクトは、Member が個別に所有するもので、Task を処理する場に対応する。

Organization オブジェクトで定義される属性は、組織全体に関わる。

- structure (組織構造)・・・組織の権限構造を管理。
- finished (終了タスク群)・・・処理完了となったタスクを保持。

Member オブジェクトで定義される属性は、メンバを特徴づける重要な役割を成すものとなる。

- role (役割)・・・top/middle/bottom の役割。
- state (状態)・・・現在の状態。
- intention (意図・志向)・・・所属する組織で働くことに対する意図・志向。
- interest (興味・関心)・・・担当する単位タスクの業務内容に対する興味・関心。
- identification (一体化度指数)・・・上司との一体化度を表す。2 者の Intention 属性から導く。
- indifference (無関心度指数)・・・現在抱えるタスクに対する無関心度。Interest 属性と Task の attraction 属性から導く。
- knowledge (単位タスクの知識)・・・単位タスクの業務内容ごとの知識を保持する。強化学習における Q-table を含む。

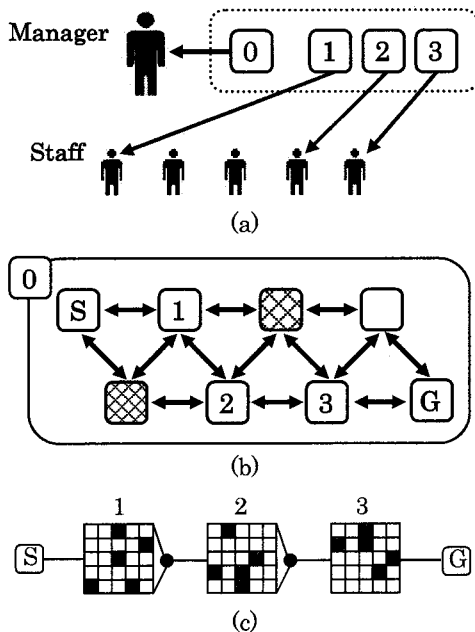


Fig.1. Processing Flow of a Maze List.

Desk オブジェクトで定義される属性は、各メンバ固有のものとなる。

- **buffer** (処理待ちタスク群)・・・Member が現在抱える Task をリストとして保持。
- **phone** (呼び出しフラグ)・・・上司からの呼び出し時に利用される。

Task オブジェクトで定義される属性は、各タスクを特徴付けるものとなる。

- **mazeId**・・・この単位タスクに対応する迷路問題の ID。
- **mazeListId**・・・発生タスク(迷路列)の ID。
- **attraction**・・・Member の *indifference* 属性を導く際に利用する。この単位タスクの業務内容に対する魅力を表し、Member が関心を惹く対象であるとする。

3.3. タスク処理と強化学習

この節では、タスクの発生から部分タスク・単位タスクへの分割、さらに迷路問題の学習、上司への報告、タスクの完了までの流れについてより詳しく述べる。

(i) タスクの発生

組織には一定期間にひとつのタスクが発生する。発生したタスクは任意のマネージャのデスクに積まれるが、このタスクにはこのマネージャ以下のメンバが担当する単位タスクが含まれ、以下に示すアルゴリズムに従って決定される。

- 一定期間毎にマネージャを任意に選ぶ。
- a. で選ばれたマネージャ以下の部分木に位置するエージェント集団において、部下を持たないエージェントのみを取り出す。
- b. で取り出したエージェント一人ひとりについて予め与えられた選択確率によって抽選する。
- c. で選ばれたエージェントの担当する単位タスク、さらに彼から a. で選ばれたマネージャに至るまでのエージェントの担当する単位タスクを発生タスクに含める。

単位タスクは迷路としているので、発生タスクは少なくとも2つ以上の迷路が並ぶ迷路列となる。ここで担当する単位タスクとは、各エージェントがそれぞれ抱える仕事内容であり、そのエージェントが処理すべき単位タスクを意味している。

(ii) 分割と配分

このようにして発生したタスクを、マネージャは部分タスクに分解し、これを担当するスタッフをデスクに呼び割当てする。この様子を Fig.1(a) に示す。全ての部分タスクを割当てると、マネージャは自分のタスクに唯一残る自分担当の単位タスクの処理にかかる。この単位タスクは他と同様に、このマネージャが処理すべき迷路問題であるが、ここではマネージャが部下のマネジメントに関わるスケジューリング問題を解いているものとする。これが、Fig.1(b) に示したもので、マネージャの処理すべきタスクは、部下に割り当てた部分タスクを含む迷路問題である。

(iii) 学習

各エージェントには、それぞれ担当する単位タスクが存在し、それは迷路問題を学習することで処理するものとした。迷路問題は強化学習のベンチマークとして頻りに利用されているが、提案モデルではそのなかでも特に基本的な Q 学習を採用している。Q 学習における Q 値の更新式を以下に示す。

$$Q(S_t, a_t) \leftarrow Q(S_t, a_t) + \alpha \left(r_t + \gamma \max_{a \in A} Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, a_t) \right) \quad (1)$$

ここで、 S_t, a_t はエージェントの状態-行動対であり、 $Q(S_t, a_t)$ は、状態 S_t において a_t を選択する価値である。また、 α, γ, r_t はそれぞれ学習率、割引率、報酬を表す。単位タスクを処理するエージェントは、1ステップあたり迷路を一步進むこととなるが、行動選択手法は ϵ -グリーディ法を採用した。この ϵ 値は、次節で述べる無関心度指数 (*Indifference*) を利用し、以下の式より設定した。ここで、*Indifference* は $[0, 1]$ の実数値である。

$$\epsilon = 1 - \text{Indifference} \quad (2)$$

従って、無関心度指数の低いエージェントが探索的なエージェントとなる。単位タスクの完了は、迷路のゴールに辿

り着いたときであり、報酬を得てスタートに戻る。すなわち、単位タスクをひとつ処理することは、迷路問題の学習を1エピソード進めることと等価である。

(iv) 報告

上司より与えられた単位タスクまたは部分タスクを完了したエージェントは上司のデスクへと報告に行く。デスクに他のエージェントが待たされている場合、その列の最後に並び、タスクの配分の際に呼び出されたスタッフについては、この列の最初に並びものとした。

(v) タスクの完了

発生タスクまたは上司より与えられた部分タスクは、含まれる単位タスクが処理されたときに完了となる。従って、Fig.1(b)に示した状況のように、部下に投げたタスクは自分の処理するスケジューリング問題の迷路におけるクリティカルパス上にあると解釈する。すなわち、同図(c)のように与えられた迷路列においてゴールに至る一本のパスが引けた時に完了となる。部分タスク完了の場合はさらに上司に報告し、発生タスクが完了した場合は処理済タスクリストへと登録される。

ところで、上記のタスクの発生では複雑な処理によって迷路列の生成を行っている。これは、組織の上位層ほど長期の仕事を下位層ほど短期の仕事を抱えるように意図したモデル設計による。マネージャは自分の抱える単位タスクが完了できていたとしても下層からの部分タスク処理の報告を受けないと処理完了とならない。従って、上位層のマネージャに与えられるタスクほど多数のエージェントが関わるために長期のものとなる。さらに、マネージャを任意に選ぶことは、ピラミッド構造における下位層のマネージャの選出を促す。結果として下層のマネージャは短期の仕事を頻繁に抱え、上層のマネージャは長期の仕事を偶発的に抱えることとなる。

3.4. 無関心度指数と一体化度指数

本節では、組織を構成するメンバを特徴付ける指標として提案モデルに組込んだ組織論の知見について紹介する。すなわち、無関心度指数と一体化度指数によるメンバの主体性の導入について述べる。無関心度指数とは、上司の命令に対して従順であるかを示す指標である。また一体化度指数とは、組織に対してメンバの目的・価値がどの程度一致しているかを示す指標である。この無関心度指数を横軸、一体化度指数を縦軸にとったグラフは I-I 図 (Identification-Indifference chart; I-I chart) と呼ばれ、Fig.2 に示すように各メンバを四つのタイプに類型化する[高橋93]。各タイプの特徴は以下に示すものである。

• type1: 受動的器械 (passive instrument) 型

無関心度指数が高く一体化度指数も高い受動的器械型は、組織の命令に忠実で、かつ組織と目的・価値を

共有しているエージェントであると考えられる。指示を受けて仕事を遂行するが、自ら行動を起こすことは少ない。また、組織と目的・価値を共有しているために、動機付けは問題にならない。

• type2: 疎外的労働者 (alienated worker) 型

無関心度指数は高いが一体化度指数が低い疎外的労働者型は、目的・価値の点で組織と一線を画しているが、行動の点では命令に従うために公務員・官僚タイプであるとされる。

• type3: 問題解決者型

無関心度指数は低いが一体化度指数が高い問題解決者型は、命令の忠実な受け手というよりは、共有している目的・価値に基づいて、組織の立場から常に問題意識を持って意思決定を行おうとする。

• type4: 非貢献者型

無関心度指数も一体化度指数も低い非貢献者型は、目的・価値が一致しない上に命令にも従順でないため、組織的な行動を期待できない。安定的に機能している実際の組織には多く存在しない。

このように、組織を構成するメンバは、自分が置かれている環境におけるさまざまな要因があるものの、この二つの指標で類型化されるとする。

Table1 に示した identification 属性, indifference 属性は、この一体化度指数, 無関心度指数と対応し、それぞれ intention 属性, interest・attraction 属性から導出される。提案モデルにおいて、一体化度指数とは上司との intention 属性の一致度であるとし、さらに無関心度指数とは、現在抱えるタスクの attraction 属性と自身の interest 属性の不一致度であるとする。これらの intention 属性, interest・attraction 属性はそれぞれ長さが一致し、定義された個数の特徴を任意に有する文字列で表現している。これらは Axelrod の文化の流布モデルにみられるタグ(tag)であり、タグとは length 個数の特徴(feature)それぞれに num 個数の特性(trait)を持つものである[Axelrod 97]。

一体化度指数は本来、各メンバの組織に対する指標であったが、提案モデルではよりミクロな視点からこれを直属の上司との一体化度に置き換えて利用している。

本モデルでは identification 属性, indifference 属性を定義域[0,1]の実数型で表すことにしているが、これらは次式より導出される。ここで、distance(tag1,tag2)は等しい特徴数をもつ tag1 と tag2 のハミング距離を求める関数であるとする。

identification =

$$1 - \text{distance}(\text{staff.intention}, \text{manager.intention}) / \text{length} \quad (3)$$

indifference = distance(staff.interest, task.attraction) / length

$$(4)$$

Parameter	Value	
structure	1/3/9	
intention	features	30
	traits	2
interest	features	10
	traits	3
maze size	5	
block rate	0.2	
generate span	5	

Table3. Members' Identification and Indifference.

Agent	Identification	Indifference
member1	1.00	0.60
member2	0.53	0.80
member3	0.50	0.60
member4	0.30	0.90
member5	0.27	0.50
member6	0.43	0.60
member7	0.73	0.70
member8	0.53	0.70
member9	0.57	0.50
member10	0.50	0.60
member11	0.50	0.70
member12	0.50	0.80
member13	0.60	0.60

3.5. 環境の不確実性

本節では、提案モデルに取り入れた環境の不確実性について述べる。環境の不確実性について組織論では次のような立場をとる。すなわち、

- 環境の不確実性が高まると、それに適応し、有効な意思決定をするために、組織が処理しなければならぬ情報量が多くなる。

この考え方は、あらゆる環境に適した組織化の「唯一最善の方法」は存在しないというコンティジェンシー・アプローチの主要なメッセージである[桑田 98]。

提案モデルでは、この環境の不確実性を迷路問題の変化のしやすさとして扱うこととした。組織にとってタスクとは組織外部との繋がりの強い要素であるといえ、その変化率を与えることによって、環境の不確実性の程度を調整することが可能であると考え。シミュレーション実験では、一定期間ごとに迷路内のブロックのひとつが、ブロックのない部分へと移動することで表現している。

4. シミュレーションの実行と結果の考察

4.1. 基本実験 -不確実性の低い状況下-

本節では、環境の不確実性が低い状況下における組織を想定したシミュレーションを行う。これを迷路のブロックを変化させない実験によって示す。この実験におけるパラメータは、Table2 に示したものである。組織構成として、トップから 1/3/9 人のメンバが活動する三階層の組織を考える。

すなわち、一人のマネージャについて部下が三人ついた単純な構成である。エージェント名のインデックスは、組織のトップから幅優先的にふられる。このパラメータ条件において、member1 の部下は member2,3,4、また member2 の部下は member8,9,10 となる。一体化度指数に関連する intention 属性のタグの長さは 30、無関心度指数に関連する interest (・attraction) 属性のタグの長さは 10 とする。ブロック率 0.2、大きさ 5×5 の迷路問題を取り扱うものとし、タスク(迷路列)は 5 ステップごとに発生する。

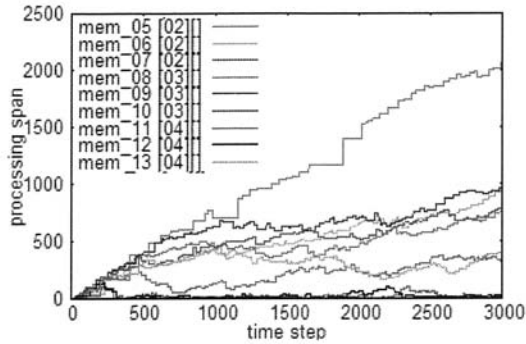
このパラメータ条件によって得られたシミュレーション結果を Fig.2 に示す。これは、上司からタスクが与えられてから、その報告が完了するまでにかかったステップ数を縦軸としてステップごとの変化を追ったものであり、Fig.2(a)は最下層のエージェント 9 人について、Fig.2(b)は中間層のエージェント 3 人についてプロットしたものである。凡例の 2 つの括弧には、上司と部下の id を記している。各エージェントの identification, indifference については Table3 に示したものである。

まず Fig.2(a)では、member5 のタスクの処理効率の悪さが顕著に表れているが、これは一体化度指数の低さによる。member5 のデスクには未処理タスクが溜まっている状況であるが、member5 は上司である member2 との一体化度が低いためにタスクの処理に積極的にならない。その他のエージェントについては、タスク処理の周期がほぼ横ばいとなり、通常業務をこなせている状況であると考えられる。member7, member12 は各タスク処理にかかるステップ数が少なく、この状況下においてハイパフォーマンスであると言える。

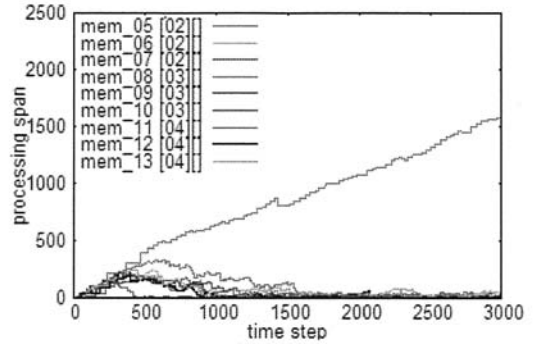
次に中間層の結果 Fig.2(b)をみると、member2 の振る舞いが目を惹く。これは、この部署にハイパフォーマンスである member7 とモチベーションの低い member5 が共存していることによる。マネージャ役割の member2 は与えられた迷路列に member5 に関わるタスクが含まれると、処理完了を待たされることになる。逆に member7 のタスク処理能力が高いために member7 に割り振ったタスクはすぐに戻ってくる。この乖離がこのような矩形波になって表れている。

また、Fig.2(c)は、開始から 1000 ステップ経過後の各メンバの状態割合を表していて、それぞれがおかれている状況が直感的に理解できる。この結果からも、member5 のモチベーションの低さが顕著に表れている。作業時間の半分以上は shirking、つまり怠けている状況である。I-I 図によるタイプ分類でいうと、非貢献者の傾向が強い。この図からさらに中間管理職である member2,3,4 についての、部下のマネージメントに割く時間が予想以上にみられ、free である期間は殆どないことが分かる。

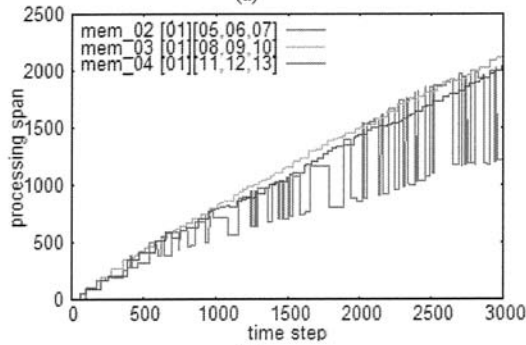
これを踏まえて Fig.2(b)を再考すると、各エージェントがタスクの学習をしているのにも関わらず、マネージャ層のタ



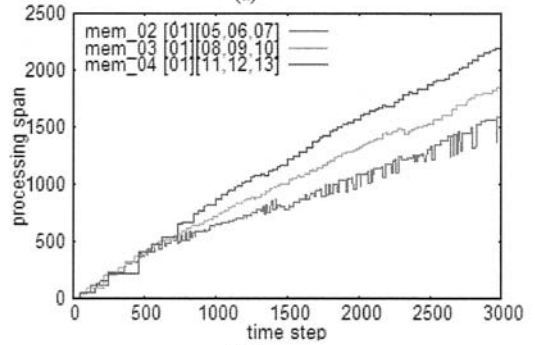
(a)



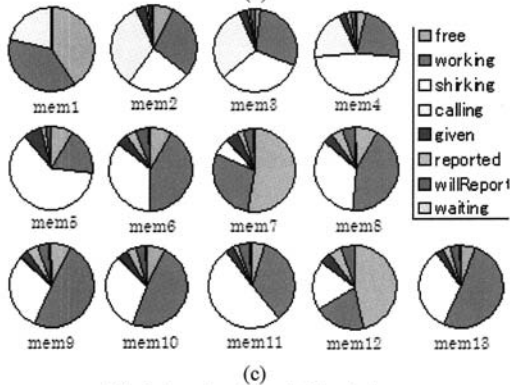
(a)



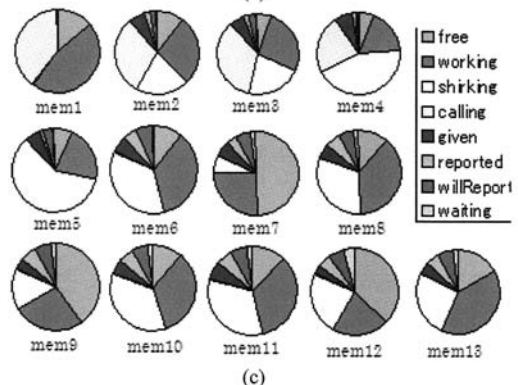
(b)



(b)



(c)



(c)

Fig.2. Results of Basic Simulation.

Fig.3. A case of Greedy Strategy.

タスク処理期間は右肩上がりである。これはタスクの発生周期が短かったことが原因であり、この結果は、高負荷にある組織の中間管理職の状況を反映しているとも言える。

以上の結果から、組織活動の一面を垣間見ることが出来た。しかし、メンバの無関心度指数の分布から、 ϵ 値は比較的大きく、迷路問題の学習が機能しているのかはわかりにくい。そこで、 ϵ の値をゼロとし、グリーディ法で迷路を解くエージェントのみを想定した実験を行った。その結果が Fig.3 である。

Fig.3(a)は、先ほどと同様に最下層のエージェントの結果であるが、member5を除いたエージェントにおいて学習

によるタスク処理効率の上昇が見られた。探索を全くせずに知識利用のみとなるため、この処理効率は一体化度指数のみに起因している。一体化度指数の低い member5 は学習機会が少なく、タスクの発生に処理効率の改善が追いつかない状況であると言える。また、始めの実験では提案モデルで設計した方法で ϵ 値を設定しているために今回の実験よりも各エージェントが探索的に迷路問題に取り掛かる。これは、Fig.2(c)の結果のほうが Fig.3(c)の結果よりもほとんどのエージェントで working である時間が長くなって表れている。以上の比較実験によって、迷路が変化せず不確実性の低い状況で探索的であることは、マイ

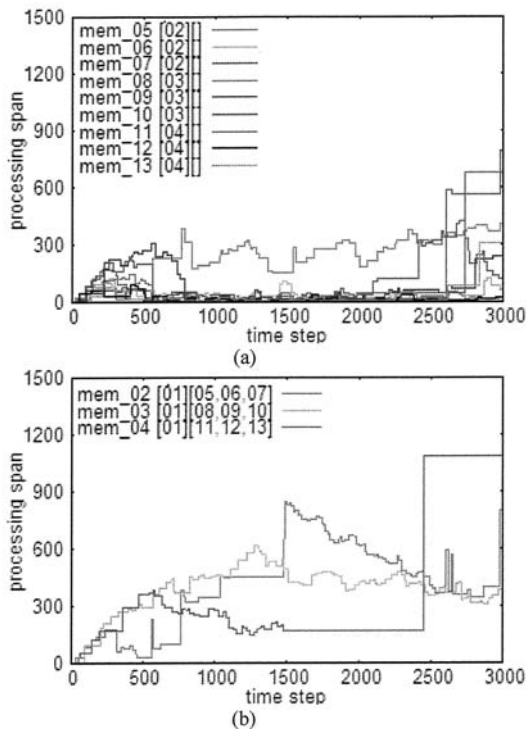


Fig.4. Addition to Maze Change Parameter.

ナスにしか働かずその結果, working に縛られる時間が長くなっている。

4.2. 追加実験 -不確実性の増大-

次に, 環境の不確実性による影響を分析する目的で行った実験について述べる。すなわちある周期で迷路のブロックが変化するような実験を行った。

この実験で利用するパラメータは, 先ほどの基本実験から引き続き同じものを利用するが, タスクの発生周期のみを2倍とし, より負荷の小さい状況にある組織を想定する。intention, interest(・attraction)属性のパラメータを変更していないため, 各メンバを特徴付ける変数は Table3 と同じものである。

さらにシミュレーション期間内の 500 ステップごとに各メンバが抱える迷路のブロックが一箇所移動するような要素を加えた。シミュレーション結果は Fig.4 に示したものである。最下層のエージェントの結果 Fig.4(a), 中間層のエージェントの結果 Fig.4(b)ともにより複雑なものとなっている。ここで注意したいのが, 先ほどまでの実験でハイパフォーマンスとされていた member7 の振る舞いである。2700 ステップ付近で急激に処理時間が増加している。これらの現象は他のエージェントにおいてもシミュレーションの後半でみられる。これは, 学習が繰り返し行われ,

ゴールまでのパスが強固となる過学習が起こっていると考えられる。定常的な組織の中でハイパフォーマンスであったものの程この傾向が強い。従って, 迷路に変化があった場合には, 影響をより受けやすくなるものと考えられる。

5. まとめ

本研究では, 強化学習エージェントの迷路問題解決によって, 組織の構成員が活動するタスク処理を表現したエージェント・シミュレーションをモデル化し, 数種の実験を行った。モデル化に際して, ボトムアップ手法を大原則としつつ, 組織論で得られている知見を十分に利用することによって, 環境の不確実性を考慮に入れた組織現象の分析が可能となった。シミュレーション結果から, 組織のミクロな視点で何が起きているのかを明らかにし, 環境の不確実性の下にある組織において環境ごとに適する組織形態は異なることを確認した。すなわち, ある環境で組織のハイパフォーマンスであったメンバは, また別の環境でそうであるとは限らない。つまり, 組織の一部分について生じたこのような現象は, ボトムアップに組織全体のマクロな現象へと発展する。それゆえ, ABS の立場からは個人のパフォーマンスの低下が組織全体に何かしらの影響を及ぼしていると言明でき, 環境ごとに適する組織形態は異なると言える。

参考文献

- [Axelrod 97] Axelrod, R.: The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration. Princeton University Press (1997).
- [Axelrod 00] Axelrod, R., Cohen, M. D.: Harnessing Complexity: Organizational Implications of a Scientific Frontier. Free Press (2000).
- [Carley 95] Carley, K. M.: Computational and Mathematical Organization Theory: Perspective and Directions. Computational and Mathematical Organization Theory, Vol. 1, No. 1, pp. 39-56 (1995).
- [Carley 99] Carley, K. M., Gasser, L.: Computational Organization Theory. in Weiss, G (ed.): Multiagent Systems - A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence. MIT Press, pp. 299-330 (1999).
- [Cohen 72] Cohen, M. D., and J. G. March: A Garbage Can Model of Organizational Choice. Administrative Science Quarterly, Vol. 17, pp. 1-25 (1972).
- [Cyert 63] Cyert, R. M., March, J. G.: A Behavioral Theory of the Firm. Prentice-Hall (1963).
- [Epstein 96] Joshua M. Epstein and Robert L. Axtell: Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up. MIT Press (1996).
- [稲水 06] 稲水 伸行: マルチエージェントシミュレータを使ったゴミ箱モデルの再検討. 行動計量学 第 33 巻第 2 号, pp141-157 (2006).
- [桑田 98] 桑田, 田尾: 組織論. 有斐閣アルマ (1998).
- [高橋 93] 高橋 伸夫: 組織の中の決定理論. 朝倉書店 (1993).
- [寺野 04a] 寺野 隆雄: エージェント・ベース・モデリングへの招待. オペレーションズリサーチ, Vol.49, No.3, pp.131-136 (2004).
- [寺野 04b] 寺野 隆雄: エージェント・ベース・モデリング: その楽しさと難しさ. 計測自動制御学会, 計測と制御, Vol.43, No.12, pp.927-931 (2004).