

# 学習するエージェントとその組織的問題解決

寺野 隆雄

## 1. はじめに

ポリエージェントシステムあるいは多主体複雑系は、最近話題の「複雑系」に関わる諸問題についてシステム論の立場から接近する新しいパラダイムである。本特集の他の解説にもあるように、ポリエージェントシステムの研究にはさまざまな手法が用いられる。それらに共通するキーワードは、システムと環境との融合、エージェントの内部モデルの存在とその相互参照、ネットワーク指向の3つである。すなわち、内部モデルを持つある程度粒度の大きなエージェントが、環境や他エージェントとの相互作用の中でどのような創発的現象を引き起こすかを解明し、それを現代のネットワーク社会の分析・設計に供しようという試みである。

本稿では、エージェントの内部モデルと相互参照機能の実現に、人工知能を中心に発展してきた記号処理による方法を適用する。特に、分散環境で、協調しながら問題解決を行う学習可能なエージェントに適したアーキテクチャについて論じ、社会システムの分析研究が一少なくとも部分的には一実験科学の方法で実行可能であること、それらに近年発展した人工知能の技術の適用が有効であること、ならびに、そこから得られる知見がORの対象とするようなきわめて実践的な問題の解決にも適用可能であることを主張する。

## 2. 人工システムとしての機械と組織

コンピュータシステムも人間が行動を行う場である組織も共に人工的な存在であり、工学的設計や数理的な分析の対象となりうる。Simonの言う「人工物の科学 (Sciences of Artificial)」[17] はまさにこのような問題を対象としている。ところが、実際の社会シ

テムは、いわゆる「複雑系」であり、その構成員もしくはエージェントは、みずから内部状態を持ち、それらの相互参照によって、複雑な適応行動が創発する。そのため、企業経営などの非技術分野における意思決定問題や組織科学の問題は、従来のコンピュータシステムが対象にしてきた分野・タスクと比較して、はるかに定義しにくく構造が不明確である。「現実の社会システム」を分析する経営学や社会学の研究には、事例分析に基づいた議論[2]あるいは数値的手法の適用[3]を中心としたものが多く、社会システムのモデル化にあたっては、トップダウンの接近法しか手段がなかったと考えられる。

これまで人工知能研究は、「人間の知的な行動」を模範に、高度な計算機システムの実現を目指してきた。特に、ORの主要な研究対象である意思決定支援などの問題に対してエキスパートシステム技術を適用するという観点から多くの実績を上げている。これらの知識システム技術は、悪構造の問題に新しい接近方法を与えた。にもかかわらず、この手法で作られたシステムはコンピュータ上のものである限りにおいて、そのシステムの扱いうる問題は、もはや構造・定義が明確な良構造・良定義の問題になっている。一方、分散人工知能の研究[10]においては、「社会に学ぶAI」をキーワードに、コンピュータ上の自律的なエージェント群があたかも人間社会のように相互に作用を及ぼしながら処理を進める形態を主要な研究対象としている。しかし「社会に学ぶ」ことを可能とし、人工知能理論の道具となりうるような精密なモデルは少ない。

かつてSimonは、記号処理が知的な行動を実現するためには必要十分な機能であることを主張し、これを物理的記号システム仮説(Physical Symbol System Hypothesis)と呼んだ。最近では、人工知能研究者の中でもこの主張に首をかしげる者も多い。しかし、筆者は、この十数年、著しく発展した人工知能研究の成

果を記号処理技術とエージェントの観点から見直す重要性を指摘したい。たとえば [16] はその最新かつ詳細な教科書である。そして、さらに、記号処理技術とエージェントの概念を組織科学が対象とするような悪構造の問題—社会システムの問題—に対して適用する時期がきていることを主張したい。このアプローチの優れている点は、数学的モデルと事例分析の中間に位置するところである。すなわち、これによれば記号による対象の記述と厳密な理論展開に加えて、プログラムの実行という形での理論のシミュレーションが可能である。

このような立場から「計算論的組織理論」と呼ばれるボトムアップのシミュレーションに基づく接近法が注目を集めている。以下に最近の研究例を紹介する。

[4] では、「ボトムアップの社会科学」と称して、格子状の離散世界上で生活・繁殖・協調活動を行うエージェント (Artificial Ants) を用いたシミュレーション実験が行われている。エージェントは非常に単純な機能のみを持つにもかかわらず、実験では、商取引や流行病に対する免疫などの現象が創発することが観測される。[12] は、組織経営の諸問題に対して人工知能技術を適用した論文を収録した初めての論文集である。[13] では、システムダイナミクスを主な道具として用いて、組織における意思決定・学習に関する研究成果を報告している。これらの研究の特徴は、単純な機能をもつエージェント群を準備しておき、適当なパラメタ設定によって、社会システムにみられる協調、競合、流行、問題解決などの現象を説明しようとすることである。

一方、組織科学の研究では、組織の目的は個人では達成不可能な問題を解決するためにあり、組織を運営していくためには情報処理と情報創造が必要であると主張する。いわゆる伝統的な手法が定量的かつ定型的な情報に基づく「形式的な」分析のみを可能にするという理由で、組織行動の問題を必要以上に「意味的な」世界において議論する局面が多い。確かに、Simon の提唱した「限定的合理性 (Bounded Rationality)」の問題は、従来の形式的なアプローチでは扱いきれないものである。意味を捨象した Simon 流の情報処理アプローチに加え、情報の意味を積極的に扱い、組織の知識学習 (Organizational Learning) [5] のプロセスを分析する重要性を指摘する。

たとえば、古川の論文 [6] では、組織学習の代表的な定義として、「組織が現在所有し、それにさまざまな

組織活動の内容と結果のいかんを照合している価値基準 (theory-in-use) の妥当性を吟味し、それが妥当性を失っている場合には新しいものに置き換える過程」、「組織が、自ら変革をつくる必要性を発見し、より一層の成功を収めるであろうと自ら信ずる変革に着手しうる能力を獲得し、成長させる過程」の2つをあげている。

さらに [14], [15] では、「組織」の構成員である「個人」同士、あるいは個人と組織との形式的/暗示的なコミュニケーションによって「学習」が進展していく。さらに、「知識」には、暗黙知 (Tacit Knowledge) と形式知 (Formal Knowledge, Articulate Knowledge) とが存在し、それらの相互作用によって、個人や組織の中で知識創造がなされると考える。

これらの研究では、人工知能の用語を用いた説明も行われている。しかし、ここで用いられている「組織」、「個人」、「知識」、「学習」などの重要な概念については、研究者ごとに意味づけが微妙に異なっており、厳密な定義がなされていない状況にある。実験的な立場から社会システムの分析を行おうとするとこれでは不十分である。我々が、人工知能技術をこのような組織科学の分野に適用しようという研究を開始するきっかけとなったのは、数年前「組織学習」という用語に触れ、それと、「機械学習」との関連を考え始めたことによる。

### 3. 社会システムの分析に適用可能な人工知能技術に関する考察

人工知能あるいは分散人工知能の研究分野は今日ではきわめて広い範囲に及んでいる [10], [16]。我々は、すでに [1], [8], [9], [19], [20], [21] などにおいて機械学習の概念を分散環境下へ拡張することによってエージェントの組織的な問題解決に関する研究を行ってきた。この中心的な考え方は以下のとおりである。

#### 3.1 個々のシステムの局所性と非局所性

社会システムを構成するエージェントは、それぞれある程度の問題解決能力を持つ。この時、ほとんどの問題は、個々のエージェントで解決できるとする。これは、個々のシステムが独立に開発されることを考えれば自然な要請である。また、はじめは与えられた問題を個別に解決できないエージェントも適切な学習によって、やがて自立した問題解決能力を持つようにな

ることが望ましい。つまり、システムは局所性を持つ。そして、自ら解決できない問題に遭遇したときに初めて他エージェントと協調することとする。

### 3.2 分散・協調問題解決機能の実現

モデルに与えられる問題は、個々の構成員のみで解決できるものであっては、「社会システム」を対象としている意味がない。したがって、エージェントは、ある程度の問題解決能力を持ち、自ら解決できない問題に遭遇したときに他と協調する仕組みが必要である。このためには、対象問題に対する知識、他エージェントの内部状態を参照する知識、情報交換を行うための知識などが重要となる。

エキスパートシステムの手法によれば、エージェントの問題解決知識と問題解決能力とを知識ベース、推論機構という形式で自由に設計でき、しかも、エージェントが環境と相互作用を行うことによって、問題解決能力の向上、または、組織体そのものの問題解決能力の向上をはかるようなシステムの実現が可能となる。しかし、これらには計算可能性の問題が付随しており統一的な解決法は存在しない。

### 3.3 帰納学習と演繹学習

機械学習は帰納学習と演繹学習に大別できる。前者は、大量のデータから知識を学習するもので、類似性に基づく学習 (Similarity-Based-Learning) などの手法が研究されている。一方、後者は、学習主体が、すでに十分な領域知識を備えているとの仮定のもとで、1つまたはごく少数の例題から学習を行う。分散知能システムを構成するエージェントの学習・知識獲得機能は、この2つの機能を合わせ持つことが要請される。すなわち、与えられた問題の意味を理解し、問題解決が可能な形に問題を分割するためには、主として帰納学習を行い、協調問題解決時には他エージェントの知識を取り入れて演繹学習を行う能力を持つことが必要である。個々のエージェントは、自己で与えられた問題が解けない場合に、他のエージェントに問題解決への協力を依頼し、その結果を学習して、後の問題解決に備えるというフレームワークが自然である。

### 3.4 エージェント間の情報交換の形式

上の学習にあたっては、エージェント間の情報交換方式の違いが重要な意味を持つてくる。必要な情報を直接交換するのか、情報の所在だけを交換するのか、

といった相違を評価できるようなモデルでなければならぬ。分散システムにおいては、個々のエージェントの問題解決器／知識ベースの能力と知識（質問・結果）の交換方式がシステム全体の性能を左右する。このため、知的なエージェントの問題解決知識／問題解決能力ならびに各エージェント間の通信能力の実現・評価が課題となる。このような課題は、分散人工知能研究、特に、マルチエージェント研究で対象となっているものに等しい。

### 3.5 エージェントの粒度

各エージェントは、一様でない問題解決知識、問題解決のための知識は互いに異なっており、局所的な通信機能、単純な学習機能を持つことにする。ポリエージェントシステムは互いに干渉できる複数のエージェントとエージェントを取り巻く環境から構成されている。

### 3.6 エージェントに与える問題

エージェントに与える問題は、必ずしも単一のエージェントで解決することはできないことを仮定する。その結果、問題解決にはエージェント間の協調が必要となる。エージェント間の通信は一対一で行われることも、一対多で行われることもある。通信の相手が初めからわかっていることも、わかっていないこともある。どの場合でも、通信は問合せとその回答から構成される。さらに、エージェントは互いに平等な立場にあることもあるし、何らかの理由で階層化されていることもある。こうした条件の下では、問題解決のためには、エージェントは、通信の経路を効率よく探索しなくてはならないし、環境の変化に柔軟に対応する能力も持つ必要もある。

ポリエージェントシステムの学習の目的は、各エージェントの問題解決能力の向上、ならびに、システム全体の問題解決能力の向上、ならびに、環境の変化への自律的な追従の3つである。ここで、問題解決能力の向上とは、解ける問題の範囲の拡大と効率の改善の両方の意味を持つ。

### 3.7 エージェントシステムに対する発展的計算手法の適用

遺伝的アルゴリズム [7] に代表される発展的計算手法は、OR 分野においてはメタヒューリスティックの一種と考えられている。これは複数の個体からなる集

合に並列的に選択と再生産のオペレータを適用して、適応度関数を計算することで、成功する個体を「進化」させる手法である。

複数の内部状態を持つ主体からなるポリエージェントシステムのさまざまな行為を計算機上で実現するためには、発展的計算手法の役割は重要である。これは、我々が、真の意味で知的なエージェントを実現する手法をもっていない現状では、発展的計算手法の持つ生成検査と大域的探索の機能によってのみ、「知的な」行為を模擬することが可能となるためである。

#### 4. 組織学習指向型分類子システム

前節で行った議論に基づいて、我々は学習するエージェントによる組織的な問題解決モデルを開発してきた。それらを用いたシミュレーションの結果、問題解決能力を改善するために、自律的に適切な組織構造、知識構造が生成されるメカニズムが明らかになってきている。

以下では、最近の研究例として組織学習の概念を取り入れた組織学習指向型分類子システム (Organizational - Learning Oriented Classifier System : OCS) について説明する [18]。このモデルでは、各エージェントが各々の局所評価関数に従って行動を決定し、さらに行動に関する知識を交換しながら組織全体のパフォーマンスを向上させる組織構造を構築することを可能にする。

ここで、分類子システムは、遺伝的アルゴリズムに

基づくルール生成機能、プロダクションシステムによるルール実行機能、強化学習による学習機能を備えた発展的計算手法を実現した問題解決システムであり、これまでも、いくつかの適用例が報告されている [7]。

OCS では、従来の分類子システムの概念を以下の点において拡張した。

- 各エージェントは、明示的な大域的評価関数を使用せず、図1に示す4種類で構成される局所的评价関数を使用する：LCS、環境 (Environment) の状態 (State) の認識結果を蓄えるメモリ (WM : Working Memory)、報酬 (Reward) を得る間に使用された一連のルールを記憶するメモリ、一連のルールに対する評価メカニズム。
- 各エージェントは、ルールによって環境の状態を認識し、これに対する行動 (Action) を繰り返す。そして環境から、報酬 (罰則) を得るごとにそのルールの重要度を変更する。一連の行動が集団全体に対して貢献する適応行動や他のエージェントとの協調行動の場合は報酬を得る。
- エージェント内のルールは遺伝的アルゴリズムの手法で新たに生成削除される。新たな環境に遭遇した場合は新たなルールが生成され、エージェントの保持するルール数が MAX CF 以上の場合は強度の小さいルールが削除され新たなルールと置き換わる。これによって、環境の変化に追従する知識が生成される。
- 適当なタイミングごとにエージェント内のルールは交叉操作によってエージェント間で交換される。これによって、エージェント間に良い知識が伝播し、組織的な問題解決が効率化される。

-CROSSOVER-TIME ごとに2つのエージェントの組がランダムに選択され、ルールの

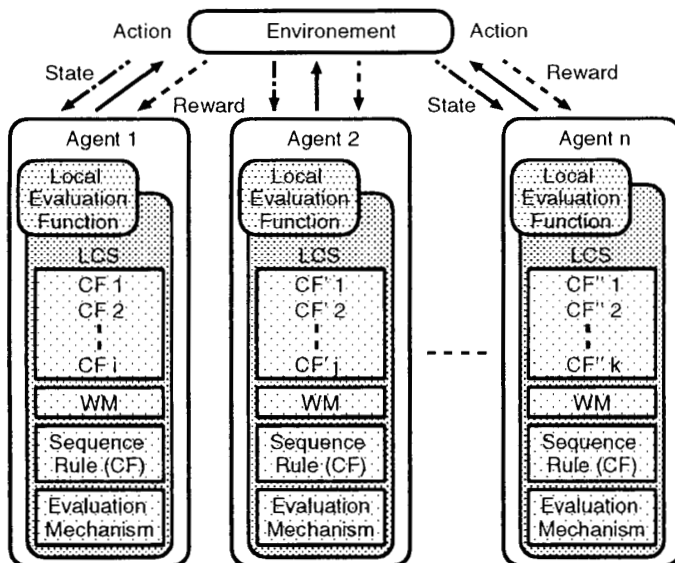


図1 OCS のアーキテクチャ

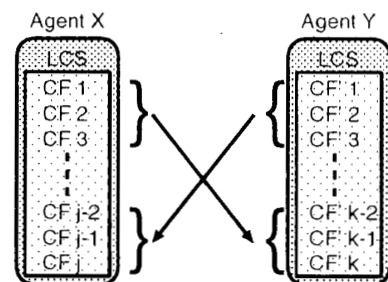


図2 交叉オペレーション

交叉を行う。図2に示すエージェント X と Y が交叉する場合、各々のルールを強度の大きい順に並べ、強度の一番大きなルールから CROSSOVER-NUM 数のルール（ここでは CF1~CF3 と CF'1~CF'3）を相手エージェントの強度の一番小さいルールに上書きする。これによってデッドロックを回避可能となる。- 不必要な交叉を防ぐために、BORDER-ST より強度の大きいルールは保存される。これによってマルチエージェントの組織構造の収束が速くなる。

OCS は、ポリエージェントシステムにおける組織的問題解決を模擬する適切なモデルである。しかしこれは単にシミュレーション分析を行うためだけのものではない。我々は、OCS を家電製品のプリント基板設計問題に適用してその有用性を確認した。すなわち、従来の大域的な視点で部品を配置する方法にかわって、個々のエージェント（部品）が各々の判断基準を変更しながら、局所評価関数のみを用いたエージェントが他のエージェントとのインタラクションを通して、組織全体のパフォーマンス向上に貢献する役割を獲得し、それを反映する配置を決定する。実用規模の部品配置問題に OCS による設計手法を適用したところ、OCS は大域的な制御なしに、しかもあらかじめ適切なルールを用意していないにも関わらず、制約の多い部品再配置問題において組織に貢献する行動の生成削除と他のエージェントとの協調行動を導く適応戦略を学習することによって適切な役割を獲得した。その結果、専門家が実際に設計したものよりも、短い配線長を見出す問題解決の組織構造が発見されている [18]。

このような組織学習の概念は CAD の部品配置のみならず、ネットワーク内で動的な環境に適応するソフトウェアエージェントにもそのまま適用することができる。

## 5. おわりに

本稿では、ポリエージェントシステムのパラダイムによる組織的な学習理論を構築する必要性について、人工知能の記号処理を適用するという立場から分析を加えた。そして機械学習理論を適用した分析モデルを提案しその妥当性について検討した。あわせて、最近提案した組織学習指向型分類子システムの基本的な構造と機能について紹介した。

ここで示したような方法で組織の知能、行動、学習の問題にアプローチすることは、OR 研究の新しいフロンティアを開拓していくことに通ずると考えている。社会システムに対する実験的なアプローチ、ならびにその実問題への応用研究はまだ始まったばかりである。興味をもつ方々の参加を期待したい。

## 参考文献

- [1] Aiba, H. and Terano, T.: "A Computational Model for Distributed Knowledge Systems with Learning Mechanisms," *Expert Systems with Applications*, Vol. 10, No. 3/4, pp.417-427, (1996).
- [2] Cohen, M. D., and Sproull, L. S.(eds.): "Special Issue:Organizational Learning: Papers in Honor of (and by) James G. March," *Organization Science*, Vol. 2, No.1, (1991).
- [3] Cyert, R. M., and March, J. G.: *A Behavioral Theory of the Firm*. Prentice-Hall, (1963).
- [4] Epstein, J. M., and Axtell, R.: *Growing Artificial Societies - Social Science from the Bottom*. MIT Press, (1996).
- [5] Espejo, R. Schuhmann, W., Schwaninger, M., and Bilello, U.: *Organizational Transformation and Learning*. John Wiley & Sons, (1996).
- [6] 古川久敬：構造こわしと集団・個人の学習，組織科学，Vol.25, No.1. pp. 10-21, (1991).
- [7] Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, (1989).
- [8] Hatakama, H., and Terano, T.: "A Multi-Agent Model of Organizational Intellectual Activities for Knowledge Management," Schreinemakers, J. F. (ed.): *Knowledge Management - Organization, Competence and Methodology*, (Proc. 4th Int. Symposium on the Management of Industrial and Corporate Knowledge (IS-MICK'96)), Ergon Verlag, pp. 143-155, (1996).
- [9] 幡鎌 博，寺野隆雄：組織における知識活動のマルチエージェントモデルー知識重視型経営手法・CSCW・組織学習の統合をめざしてー経営情報学会誌，Vol.5, No. 2, pp. 41-62, (1996).
- [10] 石田亨，片桐恭弘，桑原和宏：「分散人工知能」コロナ社，(1996)
- [11] J. G. March, and L. S. Sproull: "Learning from Samples of One or Fewer," *Organizational Science, Special Issue: Organizational Learning*, Vol.2, No.1, pp.1-13, (1991).

- [12] Masuch, M., and Warglien, M. (eds.): *Artificial Intelligence in Organization and Management Theory*. North-Holland, (1992).
- [13] Morecroft, J. D. W., and Sterman, J. D. (eds.): *Modeling for Learning Organizations*. Productivity-Press, (1994).
- [14] 野中郁次郎:「知識創造の経営—日本企業のエピソードモロロジー」日本経済新聞社, 278 pp., (1990).
- [15] 野中郁次郎, 竹内広高 (梅本勝博(訳)):「知識創造企業」東洋経済新報社, 402 pp., (1996).
- [16] Russell, S., and Norvig, P.: *Artificial Intelligence—A Modern Approach*. Prentice-Hall, (1995).
- [17] Simon, H. A.: *The Sciences of the Artificial, 2nd Edition*. MIT-Press, (1982).
- [18] 高玉圭樹, 中須賀真一, 寺野隆雄: 組織学習指向型分類子システム. 人工知能学会全国大会(第11回)論文集, 07-04, pp. 201-204, (1997).
- [19] 寺野隆雄: ネットワーク上の分散知能, 高木, 木嶋, 出口 (他):「マルチメディア時代の人間と社会—ポリエージェントソサエティー」日科技連出版社, シリーズ・社会科学のフロンティア 1, (5章), pp. 151-183, (1995).
- [20] 寺野隆雄: 社会情報システム学と人工知能理論, 太田(他):「社会情報システム学・序説—2100年メディア生起への旅—」富士通ブックス, (7章), pp. 143-159, (1996).
- [21] Terano, T., and Oikawa, S.: “Genetic Algorithm - Based Feature Selection in Multiple Inductive Learning Agents,” *Proc. 4th Int. Workshop on Rough Sets, Fuzzy Sets, and Machine Discovery*, pp. 347-352, (1996).

## 経営システムのモデリング学習

—STELLAによるシステム思考—

森田道也編著/A5判・本体 2,800円/CD付  
パソコンとシステムダイナミックスを導入し、経営・経済システムに関する基礎的概念を学習するための教科書。巻末に添付したSDソフトSTELLAのデモ版を使って、画面のモデルを操作しながら具体的に学習可能。

## 理工系システムのモデリング学習

—STELLAによるシステム思考—

岡野・福永・吉江・福田著/A5判・近刊  
今日、高校や大学教育にシステムの思考を導入する必要性が強く叫ばれている。本書は、著者たちがSTELLAを利用したシステムの思考教育を試みた経験をもとにまとめた意欲的教科書。物理、化学、生物の基礎から工学的諸問題まで。

数理情報科学シリーズ16.

## 劣微分と最適問題

—凸解析入門—

津野義道著/A5判・本体 2,900円

凸関数の最小値を求める問題に焦点を当てる。標準的な凸解析の概念から説き起こし、制約領域付最適問題の解の特徴づけおよびそのアルゴリズムを詳述する。さらに、不確実性における最適問題の解決法に言及し、将来への展望を示す。

## Mathematica 数値数式プログラミング

上坂吉則著/A5判・本体 2,600円

Mathematicaプログラミングの自習書兼リファレンスブック。見本例に基づいて実行する内に、具体的な問題を解くプログラムが自ずと書けるよう、解説に工夫を凝らす。困ったときにリファラーしやすい親切なガイド付き。

経済の情報と数理12.

## 多目的意思決定と経済分析

前田 隆著/A5判・本体 3,400円

多目的計画問題をベクトル値最小化問題として定式化し、パレート最適解の特徴づけを厳密に行うことを目的とする。また、経済計画やポートフォリオ分析などの経済問題への応用を試み、斯学の有用性と重要性を提示する。

★価格は税別

発行—牧野書店

114 東京都北区西ヶ原3-60-18  
電話 03 (3949) 2344  
振替 00190-0-661932

発売—星雲社

112 東京都文京区大塚3-21-10  
電話 03(3947)1021・FAX.03(3947)1617