

学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots



ピトヨ ハルトノ (Pitoyo Hartono, Dr. Eng.)

中京大学情報理工学部教授

(School of Information Science and Technology, Professor, Chukyo University)

IEEE INNS 情報処理学会日本ロボット学会 応用物理学会 会員

受賞：2012年 Best Paper Award, Int. Conf. on Robot

Intelligence Technology and Applications, Korea 2003年 Best

Poster Award, Conf. on Neuro-Computing and Evolving

Intelligence, Auckland, NZ 2000年 Student Fellowship, 4th

Int. Conf. on Cognitive and Neural System, Boston University

著書：電気電子工学の学び方 (共著) オーム社 2012

研究専門分野：機械学習 ロボット工学 信号処理

あらまし 昨今、工場などの産業現場に限らず、家庭、医療、教育現場などの様々な場面でロボットの応用が盛んになりつつある。日本のような高齢化が進む先進国では、近い将来ロボットは社会を支える最も重要な技術の一つとなることは容易に予測できる。そのため、近い将来、人間の日常的な活動を支えるためには様々な形状や機能を持つロボットが求められる。しかしながら現在ではロボットを生産するためのコストが高く、出来上がったロボットは設計段階で予め決められたタスクや動作環境にのみ適応できるものが多く、柔軟性に欠けている。開発の手間を抑えるため、与えられたタスクや環境によって形状を容易に変更できるモジュールロボットや学習によって自律的に行動を修正できるロボットの開発が進められている。人間の手を借りずに形状や機能を獲得するための自律機構の有効性は大きいものの、従来の設計によって作られたロボットと異なり、そのロボットの行動の明確性を失う可能性がある。本研究では、学習機構によって行動戦略を獲得したロボットの内部に形成された「世界観」の可視化手法を提案する。

1. 序論と研究背景

日本含め、高齢化社会が進む多くの先進国では近い将来ロボットの応用が人間の日常的な生活の中で欠かせないものとなることが予想される。様々なタスクに対応できるためには、様々な形状や多彩な機能を持つだけでなく、タスクや環境の変化に追従して一つのロボットが柔軟に形状を変化し、生物のように行動の修正や新しい機能の獲得を学習によって行う必要がある。

現在では、このような柔軟性を持つロボットはなく、設計及び生産過程で決められた形状、機能と環境でしか行動することができない。また、ロボットを作る過程では、ハードウェア設計とロボットの行動を制御するプログラムの開発を人間と手によって行われるため、コストが高く、出来上がったロボットは生産段階で設計者が想定したタスクと環境以外に動作することは困難である。この問題を解決するため、昨今、環境やタスクによって形状を変更できるモジュール型ロボットやニューラルネットワーク (人工神経回路網)*1を搭載し、自律的に行動戦略を学習できるロボットの開発が盛んに行われている。従来ではロボットの形状は設計段階で決定され、そのロボット専用に機械部品を製作し組み立てる。それに対し、モジュール型ロボット⁽¹⁾⁻⁽³⁾は比較的単純で汎用性の高い部品を組み立てることのできるロボットである。

このようなモジュールを用いることで、様々な形状を持つロボットを容易に組み立てることができる。さらに、ロボットの形状を固定するのではなく、動作中、環境や与えられたタスクに対し、形状を変えることも可能となる。このモジュールロボットの代表的な例の一つは M-TRAN⁽⁴⁾⁻⁽⁵⁾である。M-TRAN (modular transformer)は複数の同一なモジュールから構成されるロボットシステムであり、モジュール間の接続形状を変化させることで様々な形状を作ることができる。

Molecubes⁽⁶⁾も本質的に M-TRAN と同様に単純な部品から構成されるロボットであるが、この研究では環境にある部品を既に形成されたロボットが自己増殖するために用いる可能性を示した。

学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots

この考え方の延長線上には、新しいロボットまたは人工物の製造方法がある。つまり、ここではロボットが自分のコピーを環境にある部品から作ることができるため、人間は見本となる最初のロボットを作れば良く、後は部品が存在する間はコピーが自己増殖的にできる。このような人工物の増殖は計算機の高速度と小型化により最近実現されつつあるが、考え方自体はほぼ半世紀前に Von Neumann が提唱した⁽⁷⁾。モジュールロボットは

ロボット工学に限らず様々な分野に新しい可能性をもたらすものの、現時点では最も現実的な用途はロボットの生産の簡易性、動作時の柔軟性と頑強性の向上にある。著者はこの三つの点に注目し、**図1**で示す単純なハードウェアモジュールを開発した^{(8)・(9)}。

このモジュールを自由に組み合わせることで、**図2**に示す様々な形状を持つロボットを容易に構築することができる。さらに、モジュール間で常

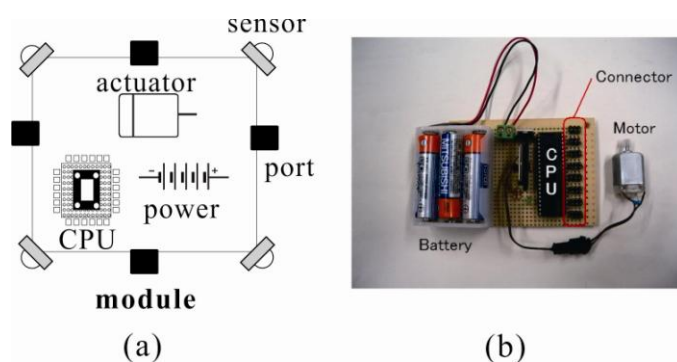


図1 ロボットモジュール

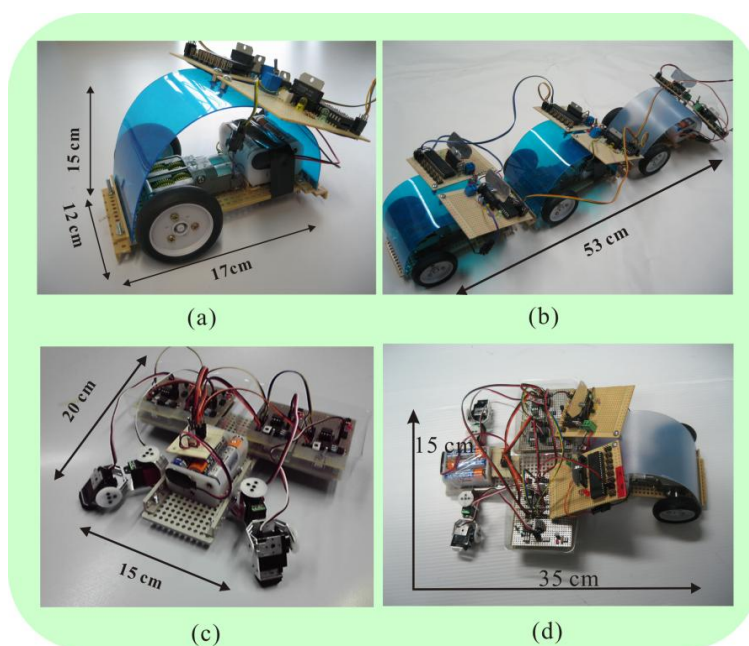


図2 モジュール型ロボット

学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots

に自律的に接続形態の最適化を行うため、動作中に部分的にいくつかのモジュールが故障しても、他の部分で故障部分の機能を補う。この際、機能は低下するものの、ロボットは動作を続けることが可能である。このような頑強性は従来のロボットでは実現することが困難である。また、逆に既に動作しているロボットに対し、再設計を行わずにモジュールを追加し、機能の拡張も容易に行うことができる。

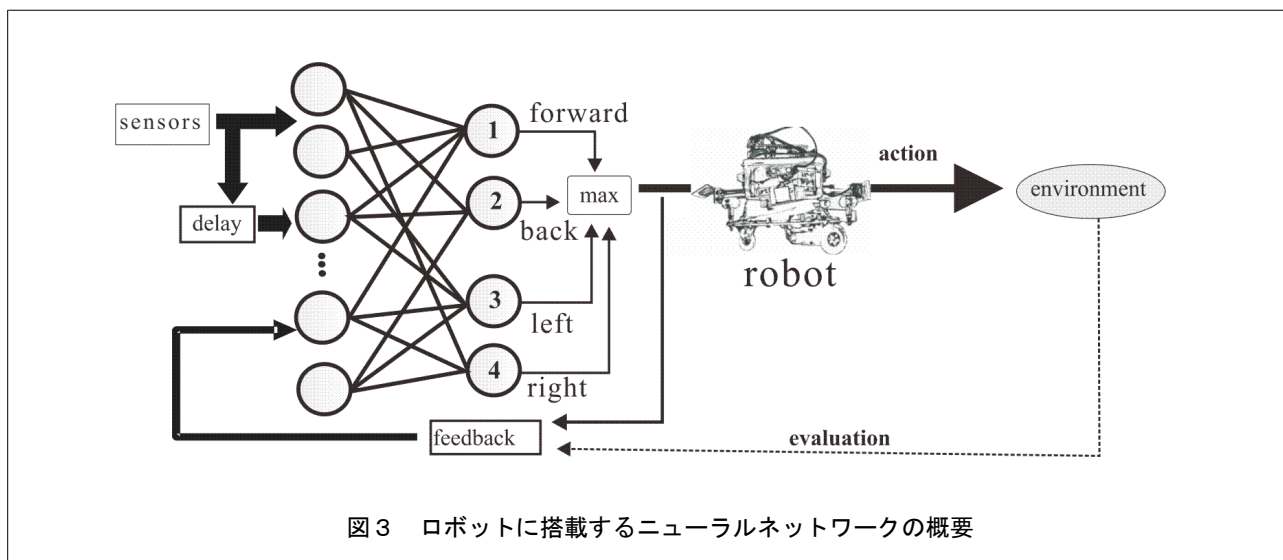
最近ではモジュールロボットの考え方を応用し、環境や用途に合わせ形状が自律的に変化できる家具⁽¹⁰⁾に関する研究が行われている。この研究はロボットモジュールの技術の実用的な応用の可能性を示すだけでなく、予め設計するのではなく、環境や用途に合うように人工物自体が自律的に構造を獲得する新しいものの作り方の可能性も示している。上で説明したモジュール技術を用いることで、ハードウェアの設計と組み立てにかかるコストをある程度抑えることができるが、そのハードウェアを制御するプログラム自体は依然として人間が設計する必要がある、これもコストが高い。

また、ソフトウェア設計を行うにはロボットの動作環境を予め想定する必要がある。これは工場のように整備された環境下においては可能であるが、時々刻々と変動する日常生活環境下では非常に困難である。そのため、生物のようにロボットには環境や与えられたタスクに対して自律的

に行動の戦略を獲得するための学習能力が必要である。学習能力を実現するためには、人工神経回路網(artificial neural network)を用いる場合が多い。

ここ数十年の間、様々なニューラルネットワークが提案されている。ニューラルネットワーク研究の目的は様々であるが、共通する目的は、経験から与えられた目標に対し最適な行動を学習によって獲得することである。最近では計算機の高速化でニューラルネットワークをロボットに搭載し、ロボットが実環境下において実時間で学習が可能となる。ロボットに搭載するニューラルネットワークの概要⁽¹¹⁾の一例を図3に示す。ここでは、図4に示すように複数ロボットが存在する中、障害物回避ができるようロボットの学習を行う。

つまり、この研究では人間がプログラムをせずにロボット自体が障害物回避に必要な行動戦略を学習することを目的とする。学習の進行は図5と図6に示す。図5は学習回数に対し、ロボットから障害物までの平均距離の変化を示している。学習が進むとともにロボットが障害物から離れることが分かり、障害物回避である目的を学習によって徐々に達成できることが分かる。図6はロボット同士またはロボットと障害物の衝突回数の推移を示している。この図からは、学習が進むとともに衝突回数が減少し、学習の目的が達成されることがわかる。



学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots

7

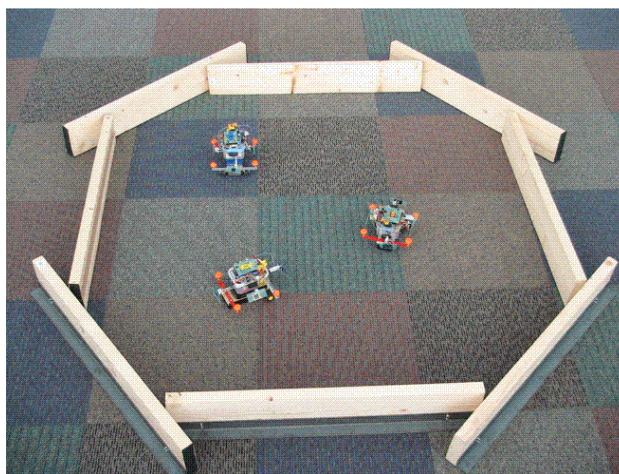


図4 ロボットの学習実験の様子

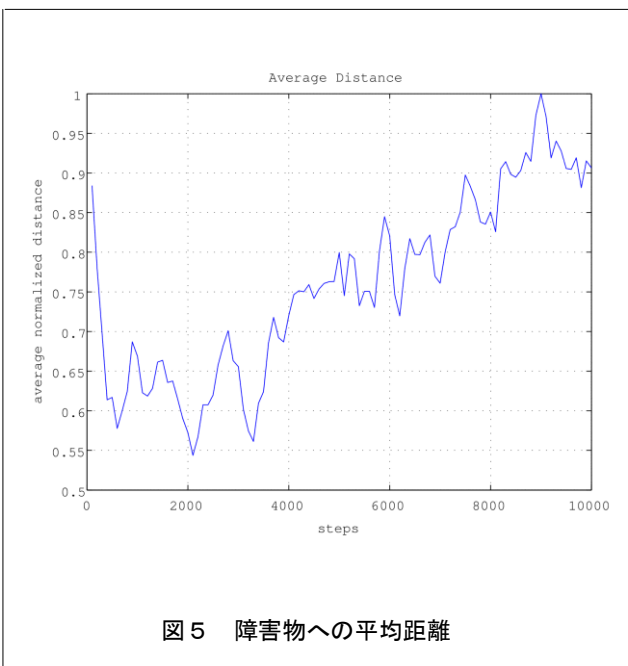


図5 障害物への平均距離

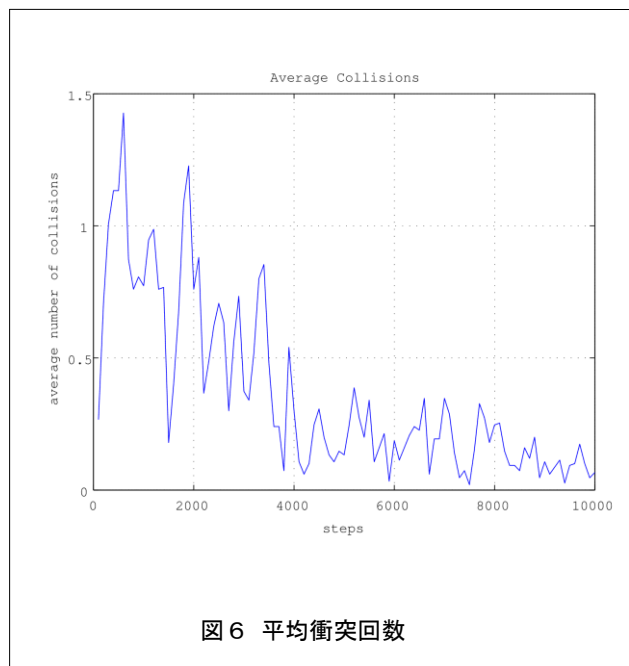


図6 平均衝突回数

屋外でのロボットの学習に関する研究も多くあり、その一つが図7に示すサバイバルロボットの学習(12)である。この研究は太陽電池パネルを搭載するロボットを屋外環境下に置き、動作エネルギーを切らすことなく周囲を動きまわるとあめの戦略を学習によって獲得することを目的とする。将来は惑星探査などで人間の手を借りずに長時間動作するロボットへの応用が考えられる。

以上から自律的に形状を変化させ、動作戦略を学習によって獲得できるロボットの実現によって、ロボットの新しい構築手法を確立することが可能となる。以前の手法が設計と組み立てによるものに対し、この新しい手法は“育成”と“学習”によるもので、より自然界に近いものの作り方となり、学問的に新しい知見を与える。

しかし、上の手法で構築したロボットの問題点

学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots



図7 サバイバルロボット

もある。設計・組み立て過程で構築されたロボットに対し、設計者である人間はそのロボットの行動の論理を完全に把握し、安全な仕様範囲なども理解する。

しかし、上の手法では人間はロボットに対し詳細設計しないため、そのロボットの論理性を理解することが困難となる場合が多い。そこで、本研究では学習で行動を獲得するロボットを理解するため、内部状態の可視化ができるニューラルネットワークの開発を行った。ここでは、内部状態を可視化することで、人間が学習ロボットを直感的に理解できることを目的とする。

2. 研究手法、結果と今後の課題

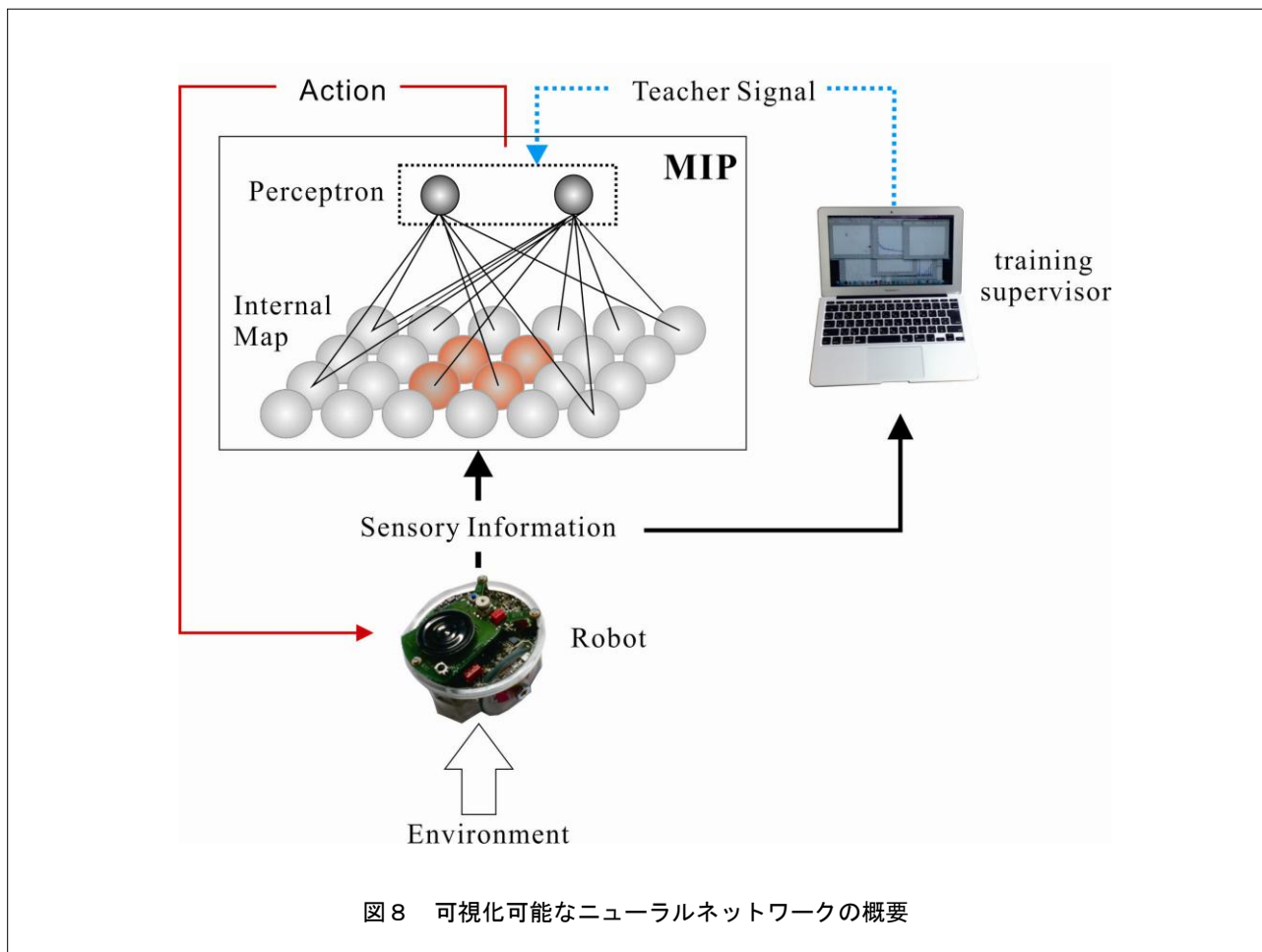
本研究では図8に示す内部表現を可視化できるニューラルネットワークの開発を行った。ここで提案したニューラルネットワークモデルを Map Initialized Perceptron (MIP)と呼び、その数学的な振る舞いを⁽¹³⁾に示す。MIPは最も応用されているニューラルネットワークである多層型パーセプトロン(Multilayered Perceptron, MLP)⁽¹⁴⁾と同様に階層構造を持っているが、中間層は2次元の自己組織化マップ(SOM)^{*2}から構成されている。MIPの学習は2段階で行われる。

第一段階では、図9に示す環境内でロボットをランダムに走らせながら、ロボットに搭載する8つの距離センサーの情報を蓄積する。その後、蓄積されたセンサー情報を8次元のデータとして扱い、MIPの中間層にある自己組織化マップの学習を行う。ここでは、マップにはセンサーからの物理的な環境情報が投影されるため、このマップをロボットの「世界観」と考えることができる。図9に示す学習環境に対して組織化されたマップを図10に示す。図10中の○はロボットが障害物から離れている、つまり安全な状態を表すセンサーデータの2次元マップへの投影であり、○はロボットが障害物に近い、つまり危険なデータ、×はその境界を表している。これは、ロボットが形成する物理空間の概念を表している。学習により、このマップが組織化されていることが分かる。比較として、図11には組織化されていないマップを示す。

MIPの第2段階の学習では、マップの形成後、ロボットが障害物回避行動の学習を行う。この段階の学習法として、エラー逆伝搬(Backpropagation, BP)学習^{*3}を用い、その様子を図12に表す。図12中のSOM(50)は図10に示す内部マップを持つMIPの学習過程であり、SOM(0)(破線)は図11に示す非組織化マップを内部に持つMIPの

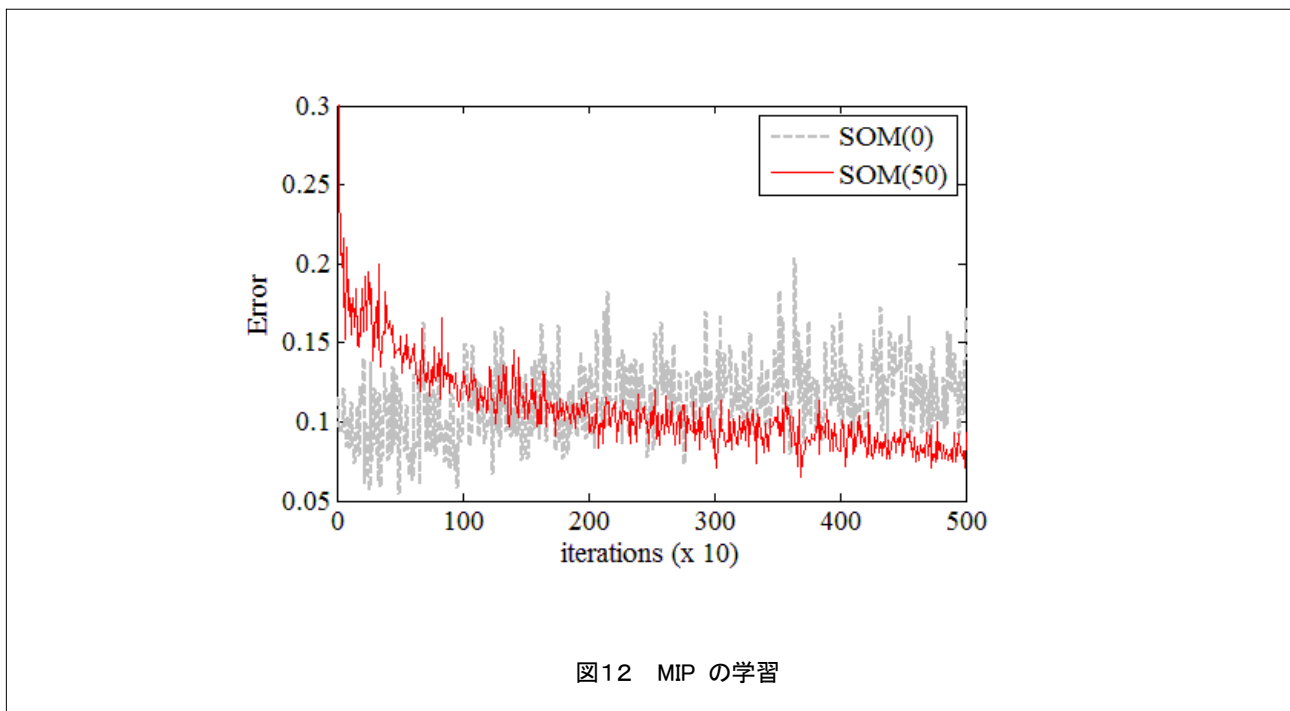
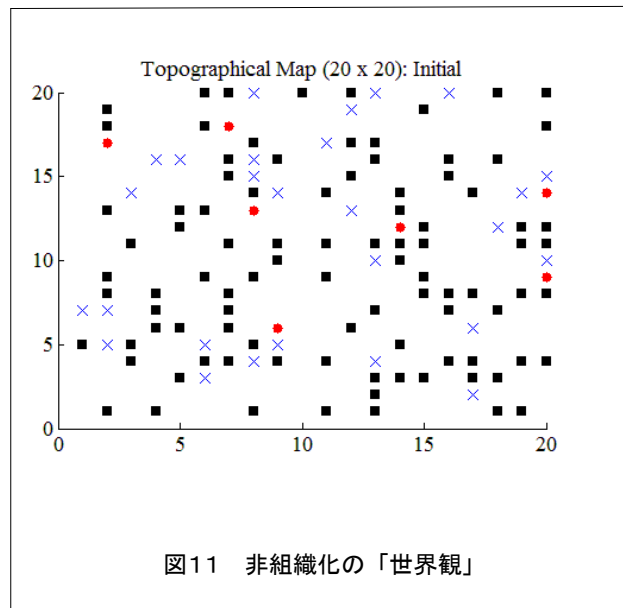
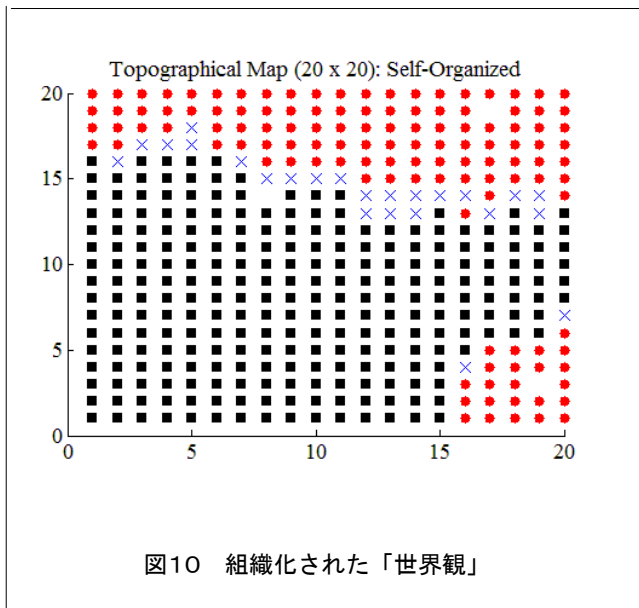
学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots



学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots



学習である。この図からは組織化されたマップを持つMIPの方がうまく学習できることが分かる。

つまり、内部状態に組織化された「世界観」を持つロボットがそうではないロボットよりうまく学習することができることが明確である。

また、ロボットの「世界観」を可視化することで、いままでにできない学習ロボットの内部状態

を観測することができ、直感的な理解につながると期待できる。MIPでは動作中にロボットの内部状態を観測することも可能となる。図13はセンサー情報に反応し、ロボットが障害物回避をするために前進行動を実行したときのマップの状況を表し、図14ではロボットが左折するときのマップの状況を表す。マップの状態とロボットの行動を

学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots

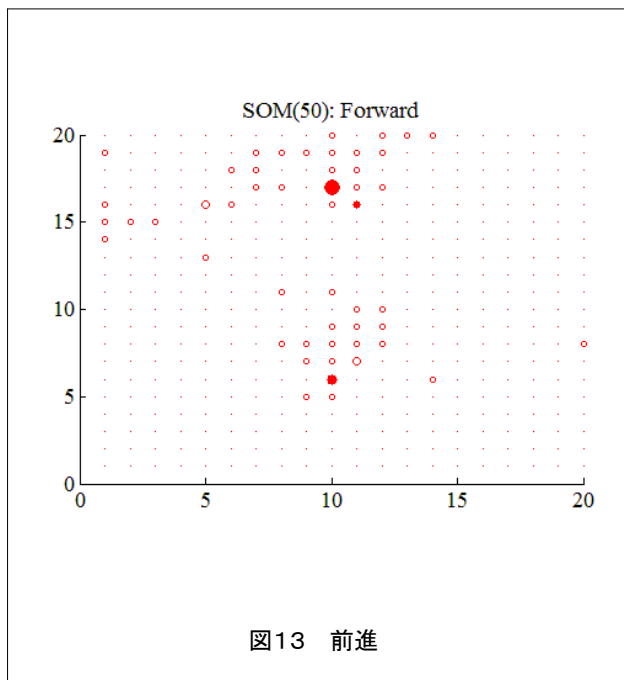


図13 前進

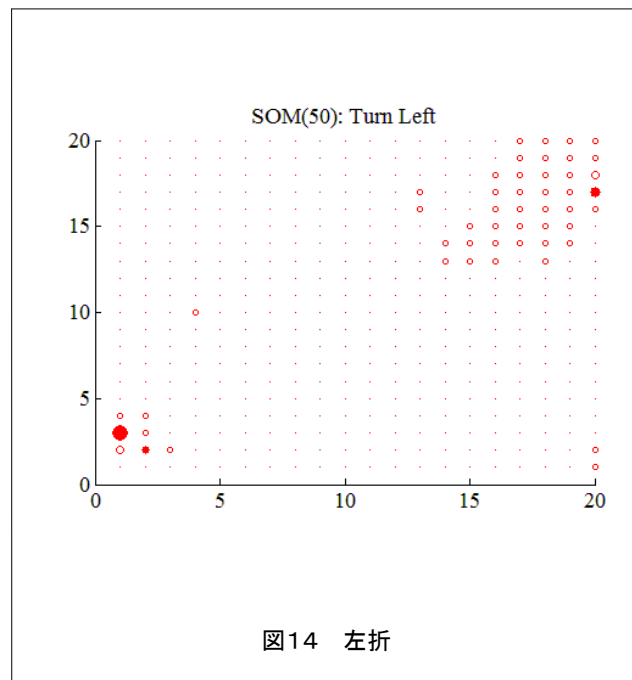


図14 左折

関連付けることで、ロボットの行動の論理性を直感的に理解することが可能となる。

本研究は進行中であるが、現段階では可視化できるニューラルネットワークのモデルの構築と実機ロボットによる初期実験を行うことができた。現在は、MIPのモデルの改良を行い、センサー入力だけでなく、ロボットの物理環境下での行動もマップの生成過程にフィードバックし、新しいマップの組織化手法を検討している。これにより、マップはセンサー情報だけでなく、ロボットの形状や性能によって組織化され、よりロボットの「世界観」を反映できると考える。例えば、同一の環境にいても大きなロボットにとっての「危険」の概念と、小さいロボットの「危険」の概念は異なり、その違いを可視化できるマップとして表現される。マップを見ることにより、ある程度そのロボットの総括的な性質を把握することができる。

また、学習後ではなく、学習中のマップの生成過程を可視化することで、学習過程自体の理解に関する新しい知見を得ることができると考えられる。また提案手法を用いて、生物の学習過程の理解の手助けとなる手法の開発についても検討をしたい。

用語解説

*1 生物の学習機能を模倣する計算アルゴリズム：最近では、計算原理を用いて知能を実現することを目指す Computational Intelligence(計算知能)という分野が盛んに研究され、ニューラルネットワークが大きなテーマの一つ。

*2 自己組織化マップ (Self-Organizing Map, SOM)：ニューラルネットワークモデルの一つであり、多次元データの可視化手法として用いられることが多い。グラフとして表せない4次元以上のデータをそのデータの位相性を保持したまま、可視化できる2次元または3次元の空間(マップ)に投影する。投影する際には、元の多次元空間で類似するものをマップ上で近くに配置し、大きく異なるものを離れて配置することでデータの位相性を保持できる。

*3 エラー逆伝搬(Backpropagation, BP)学習法：最も用いられるニューラルネットワークの学習法の一つである。本学習法には、ニューラルネットワークの出力に対し、正しい答え(教師信号)を与え、それらの違いをエラーとする。このエラー

学習ロボットの「世界観」の可視化手法の研究

Visualization of the internal representation of developmental robots

を徐々に減少するようにニューラルネットワークの内部状態を変化させることで学習を行う。

参考文献

- (1) M. Yim, Y. Zhang, and D. Duff, Modular Robots, *IEEE Spectrum*, Vol. 39, No. 2, pp. 30-34, (2002).
- (2) M. Yim, et al., Modular Self-reconfigurable Robot System, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 14, No. 1, pp. 43-52, (2007).
- (3) K. Gilpin, and D. Rus, Modular Robot Systems, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol.17, No.3, pp. 38-55, (2010).
- (4) S. Murata, et al., Automatic Locomotion Design and Experiments for a Modular Robotic System, *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, Vol. 10, No. 3, pp. 431-441, (2002).
- (5) A. Kamimura, et al., Automatic Locomotion Design and Experiments for a Modular Robotic System, *IEEE/ASME Trans. on Mechatronics*, Vol. 10, No. 3, pp. 314-325, (2005).
- (6) V. Zykov, et al., Evolved and Designed Self-Reproducing Modular Robotics, *IEEE Trans. on Robotics*, Vol.23, No.2, pp. 308-319, (2007)
- (7) J.v. Neumann, Theory of Self-Reproduction Automata, *Univ. Illinois Press*, Urbana, (1966).
- (8) P. Hartono, and A. Nakane, Robotics Modules with Real-time Adaptive Topology, *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management*, Vol. 3, pp. 185-192, (2011).
- (9) P. Hartono, and A. Nakane, Adaptive Coupled Oscillators for Modular Robots, *IEEEJ Trans. on Electronics, Information and Systems*, Vol. 131, No. 3, pp. 602-603, (2011).
- (10) A. Sprowitz, et al., Roombots: Reconfigurable Robots for Adaptive Furniture, *IEEE Computational Intelligence Magazine*, Vol. 5, No. 3, pp. 20-32, (2010).
- (11) P. Hartono, and S. Kakita, Fast reinforcement learning for simple physical robots, *Memetic Computing*, Vol. 1, No.4, pp. 305-313, (2009).
- (12) P. Hartono, K. Tabe, et al., Strategy Acquisition by Survival Robots in Outdoor Environment, *Proc. 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3571-3575, (2003).
- (13) P. Hartono and T. Trappenberg, Internal Topographical Structure in Training Autonomous Robot, *IEEE SMC 2011*, pp. 239-243, (2011).
- (14) D. Rumelhart and J. McClelland, Learning Internal Representation by Error Prop
- (15) T. Kohonen, Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps, *Biological Cybernetics*, Vol.43, pp.59-69, (1982).

この研究は、平成20年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成21年度～22年度に実施されたものです。