

# 視覚注視と自己評価型学習の機能に基づく ブートストラップ学習を通じた共同注意の創発

## Emergence of Joint Attention through Bootstrap Learning based on the Mechanisms of Visual Attention and Learning with Self-evaluation

長井 志江

Yukie Nagai

大阪大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Osaka University

yukie@er.ams.eng.osaka-u.ac.jp, <http://www.er.ams.eng.osaka-u.ac.jp/user/yukie/yukie-jp.html>

細田 耕

Koh Hosoda

大阪大学大学院工学研究科, 阪大フロンティア研究機構

Graduate School of Engineering, Handai Frontier Research Center, Osaka University

hosoda@ams.eng.osaka-u.ac.jp, <http://www.er.ams.eng.osaka-u.ac.jp/user/hosoda/indexj.html>

森田 章生

Akio Morita

大阪大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Osaka University

morita@er.ams.eng.osaka-u.ac.jp

浅田 稔

Minoru Asada

大阪大学大学院工学研究科, 阪大フロンティア研究機構

Graduate School of Engineering, Handai Frontier Research Center, Osaka University

asada@ams.eng.osaka-u.ac.jp, <http://www.er.ams.eng.osaka-u.ac.jp/user/asada/asada-jp.html>

**keywords:** cognitive developmental robotics, joint attention, bootstrap learning

### Summary

This study argues how human infants acquire the ability of joint attention through interactions with their caregivers from a viewpoint of cognitive developmental robotics. In this paper, a mechanism by which a robot acquires sensorimotor coordination for joint attention through bootstrap learning is described. Bootstrap learning is a process by which a learner acquires higher capabilities through interactions with its environment based on embedded lower capabilities even if the learner does not receive any external evaluation nor the environment is controlled. The proposed mechanism for bootstrap learning of joint attention consists of the robot's embedded mechanisms: visual attention and learning with self-evaluation. The former is to find and attend to a salient object in the field of the robot's view, and the latter is to evaluate the success of visual attention, not joint attention, and then to learn the sensorimotor coordination. Since the object which the robot looks at based on visual attention does not always correspond to the object which the caregiver is looking at in an environment including multiple objects, the robot may have incorrect learning situations for joint attention as well as correct ones. However, the robot is expected to statistically lose the learning data of the incorrect ones as outliers because of its weaker correlation between the sensor input and the motor output than that of the correct ones, and consequently to acquire appropriate sensorimotor coordination for joint attention even if the caregiver does not provide any task evaluation to the robot. The experimental results show the validity of the proposed mechanism. It is suggested that the proposed mechanism could explain the developmental mechanism of infants' joint attention because the learning process of the robot's joint attention can be regarded as equivalent to the developmental process of infants' one.

### 1. はじめに

人間の幼児にとって、養育者との共同注意は社会的認知機能の発達を促す上で、また幼児自身が社会的存在となる上で重要な能力である。ここで、共同注意は自己と他者が同時に同じ対象物を注視することとして定義される [Butterworth 91]。幼児は養育者との間で共同注意を成立させることで、養育者から対象物に関する多くの知識や言語を学んだり、また、共同注意を通して自己と他者、対象物との間に三項関係を形成することで、他者理解の

一歩としての心の理論 [Baron-Cohen 95] を獲得することが期待される。これまで、認知科学や発達心理学において、幼児の共同注意に関して分析的・解析的視点から様々な研究が行なわれてきた [Scaife 75, Moore 95, 友永 01]。Butterworth と Jarrett [Butterworth 91] は統制された環境で幼児と養育者を対面させ、幼児が何をきかけとして環境中から注意対象を選択しているのかを観察した。その結果、彼らは幼児が 6~18カ月の間に三つの段階的な過程を経て、共同注意の能力を獲得することを発見した。しかし、幼児の共同注意の発達に関して、現

象面的な理解は進んでいるものの、幼児がどのようなメカニズムに基づいて共同注意の能力を獲得しているのかについては明らかでない。

このような問題に対し、認知発達ロボティクス [Asada 01] の視点から構成論的アプローチによってロボットの共同注意の学習メカニズムを構築することで、幼児の発達メカニズムの理解に近付くことが期待される。そして、そこから得た新たな知見をロボットの設計に応用することで、人間のように真に知的なエージェントを実現することも考えられる [Brooks 98]。Breazeal と Scassellati のグループ [Breazeal 00, Scassellati 02] や、小嶋ら [小嶋 01a, Kozima 01b] は、ロボットが共同注意に基づいた環境との相互作用を通して、社会的認知機能を獲得するための枠組みについて研究している。しかし、彼らの研究におけるロボットの共同注意の能力は設計者によってあらかじめ定義されており、ロボットが人間との相互作用を通していかにしてその能力を獲得するのかについては議論していない。これに対して、Fasel ら [Fasel 02] は認知発達学的な観察実験から、共同注意が生得的な選好性の機能と随伴性の学習に基づいて発達することを指摘した。しかし、彼らはモデルの提案のみで、ロボットへの実装を通じたメカニズムの有効性の検証は行っていない。長井ら [長井 03] は、ロボットが人間の養育者からのタスク評価に基づき共同注意の能力を学習し、さらに両者が学習と並行して内部機能を発達させることで学習を効率化する手法を提案した。しかし、人間の幼児は共同注意の学習において必ずしも養育者からのタスク評価を必要としていないと考えられる。また、提案手法はロボットと養育者、そして学習と発達の相互作用に注目しており、幼児の共同注意の段階的な発達過程を説明するには至っていない。

本研究では、幼児の共同注意の発達メカニズムを理解するための一アプローチとしてブートストラップ学習を通じた共同注意の創発メカニズムを提案し、本メカニズムによって幼児の共同注意の発達過程が再現されることを示す。ここで、ブートストラップ学習とは、学習者が外部からのタスク教示や評価、また環境の制御なしに、自身の生得的な能力に基づいて環境と相互作用することによって新たな能力を創造することを意味する。本論文で提案する共同注意のブートストラップ学習のためのメカニズムは、ロボットの生得的な能力としての視覚注視と自己評価型学習の機能から構成される。視覚注視とは、ロボットの視野内に存在する特徴的な対象物を発見し、注視する機能であり、自己評価型学習とは、ロボット自身が視覚注視の成功を判断し、それをトリガとしてセンサ入力とモータ出力間の関係を学習する機能である。ここで、環境中に複数の対象物が存在する場合、学習初期にはロボットは必ずしも養育者が観察している対象物を視覚注視するとは限らないので、共同注意の成否に関わらず自己評価型学習によって学習が行なわれることになる。

しかし、環境が制御されておらず、対象物の位置が試行ごとにランダムに変化することから、学習の進展にもなって共同注意が失敗したときの入出力データは統計的な外れ値となり、反対に、共同注意が成功したときの入出力間の関係が失敗時のものに比べ相対的に強化されることによって、ロボットは養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得することが可能となる。また、その学習過程において、ロボットは試行のメカニズムを生得的な機能から徐々に学習によって得られた機能へと移行していくことで、幼児の共同注意の段階的な発達過程が再現されると期待できる。

本論文では、まず 2 章で認知発達学において知られている幼児の共同注意の発達過程について述べる。次に、3 章で本研究における共同注意の問題設定を示し、4 章で視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいた共同注意のブートストラップ学習のメカニズムを提案する。そして、5 章で提案するメカニズムによってロボットが養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得可能であることを実験的に示し、また、ロボットの学習過程と幼児の発達過程との類似性について議論する。最後に、6 章で本論文のまとめと今後の課題を述べる。

## 2. 幼児の共同注意の段階的発達

認知発達学における幼児の共同注意に関する研究から、幼児は養育者との相互作用を通して、下記のような段階的な過程を経て共同注意の能力を獲得することが知られている [Butterworth 91]。

生態学的段階 (6-9 ヶ月): 発達初期において、幼児は養育者の左右方向の視線の変化に反応したり、自身の視野内における興味深い対象物に注意を向ける傾向をもつ (図 1 (a) 参照)。

幾何学的段階 (12 ヶ月): 中期になると、幼児は養育者の視線方向を追跡し、養育者が注視している対象物を正しく見るようになる (図 1 (b) 参照)。ただし、この段階で幼児が養育者の視線方向を追跡するのは、対象物が幼児の視野内に存在するときのみである。

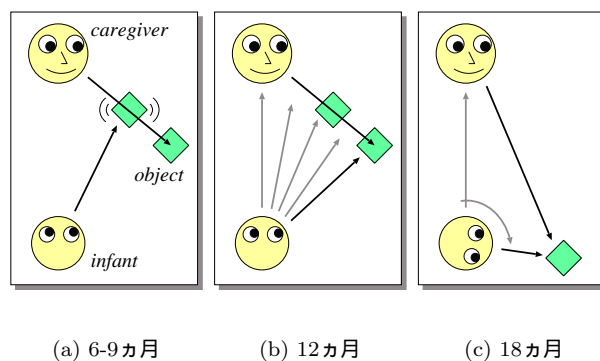


図 1 幼児の共同注意の段階的発達

空間表象的段階 (18ヵ月): 発達後期には, 幼児は前方視野の対象物だけでなく, 後方の対象物を養育者が注視しているときでも, 振り返ってそれを発見することができるようになる (図 1 (c) 参照).

以上のように, 認知発達学における分析的・解析的研究から, 幼児の共同注意の発達現象については詳細に知られている. しかし, これらの段階的な現象がどのようなメカニズムに基づいて表出しているのかについては明らかでない. 本研究では, この問題に対し構成論的アプローチから取り組むことで, 幼児の発達現象の再現を試み, その結果から提案するメカニズムが幼児の発達メカニズムを理解する一助となり得ることを示す.

### 3. 問題設定

ロボットと人間の養育者間での共同注意のための環境設定を図 2 に示す. 複数の特徴的な対象物が存在する環境中で, カメラを有したロボットと養育者が対面している. ここで, 環境は制御されておらず, 対象物の位置や大きさ, 特徴の度合などは全て試行ごとにランダムに変化する. 各試行において, 養育者は複数の対象物の中からランダムに一つの対象物 (図 2 では四角い対象物) に注意を向ける. これに対して, ロボットはセンサ入力としてカメラ画像  $I$  とカメラヘッドの角度  $\theta = [\theta_{pan}, \theta_{tilt}]$  を獲得し, モータ出力としてカメラヘッドの制御量  $\Delta\theta = [\Delta\theta_{pan}, \Delta\theta_{tilt}]$  を生成する. 以上の設定において, 共同注意タスクは「ロボットがセンサ入力  $I, \theta$  をもとにモータ出力  $\Delta\theta$  を生成し, その結果, 養育者が注意を向けている対象物と同じ対象物を注視すること」として定義される.

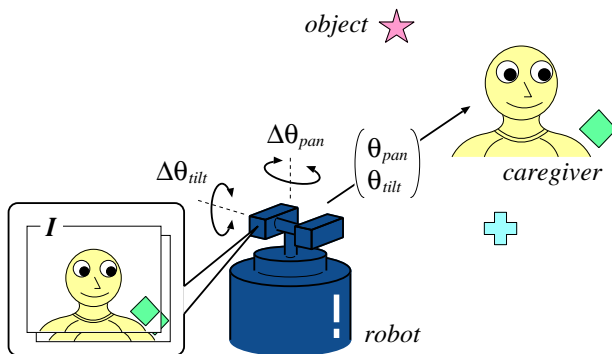


図 2 ロボットと養育者間の共同注意のための環境設定

## 4. ブートストラップ学習を通じた共同注意の創発

### 4.1 視覚注視と自己評価型学習の機能に基づく共同注意のブートストラップ学習

ロボットは下記の二種類の生得的機能をもとに, ブートストラップ学習を通して共同注意の能力を獲得する.

- (a) 視覚注視: ロボットのカメラ画面内に映る特徴的な対象物を発見し, 注視する機能.
- (b) 自己評価型学習: 視覚注視が成功した (特徴的な対象物をカメラ画面中心に捉えた) ことを判断し, それをトリガとしてセンサ入力  $I, \theta$  とモータ出力  $\Delta\theta$  の関係を学習する機能.

ここで, これらの機能は, 認知発達研究における行動観察実験から, 人間の幼児にも生得的に備わっていると考えられているものである [Bremner 94]. 従って, 上記の機能をもとにロボットが共同注意の能力を創発するメカニズムについて議論することは, 幼児の発達を構成論的に理解する上で有意義なものといえる.

ロボットは視覚注視と自己評価型学習という二種類の生得的機能をもとに, 次のような試行と学習の過程を繰り返すことで共同注意の能力を獲得する.

1. まず, ロボットは環境中で最も興味深い対象である養育者の顔に注意を向けている\*1. このとき, 養育者は環境内のある一つの対象物を注視している.
2. ロボットは, 養育者を注視しているときのカメラ画面内に特徴的な対象物が存在すると, 視覚注視の機能に基づきその対象物を検出し, カメラの視線を養育者の顔から対象物の方向へと変化させる.
3. ロボットは自己評価型学習の機能に基づいて視覚注視が成功したことを判断すると, それをトリガとしてセンサ入力  $I, \theta$  とモータ出力  $\Delta\theta$  の関係を学習する.
4. 1へ戻る.

ここで, 図 2 に示したように環境中に複数の対象物が存在する場合, ロボットは視覚注視の機能では必ずしも養育者が見ているものと同じ対象物を注視するとは限らない. つまり, 自己評価型学習の機能によって, 共同注意の成否に関わらず学習が行なわれることになる. しかし, 環境が制御されておらず, 対象物の位置が試行ごとにランダムに変化することから,

- 共同注意が失敗したときには, その試行ごとに異なる入出力関係が学習されるため, 結果的にこのときの入出力データは統計的な外れ値となるが,
- 共同注意が成功したときには, その入出力データ間に共同注意を成立させるような正しい相関が存在するため, 失敗時のものに比べ相対的にこちらの入出力関係が強化されることになる.

その結果, ロボットは数多くの試行と学習を繰り返すことで, 養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得することが可能となる. この学習過程を, 具体的な例題を用いて解説したものを付録 A に示す. そして, さらにロボットはそれまでの学習で獲得した結果をそれ以降の試行で利用する, つまり, 対象物を注視するために視覚注視機能の代わりに学習で得たセンサ - モータ間の

\*1 人間の顔への嗜好性も, 生後間もない人間の幼児に観察されている特徴の一つである [Bremner 94].

相関を利用することで、共同注意の成功率を徐々に上昇させ、入出力間の適切な相関を学習する機会を増やしていくことが期待できる。以上のような仕組みによって、ロボットのブートストラップ学習が実現され、共同注意の能力が獲得される。

#### 4.2 共同注意のブートストラップ学習のためのメカニズム

本研究で提案する、視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいた共同注意のブートストラップ学習のためのメカニズムを図3に示す。本メカニズムでは、前述の通り、ロボットはカメラ画像  $I$  とカメラヘッドの角度  $\theta$  をセンサ入力として獲得し、カメラヘッドの制御量  $\Delta\theta$  をモータ出力として生成する。そして、生得的機能である (a) 視覚注視と (b) 自己評価型学習にそれぞれ対応した以下のモジュールをもつ。

- (a-1) 特徴抽出器：カメラ画像  $I$  から特徴的な画像領域を抽出するモジュール。
- (a-2) 視覚フィードバック制御器：特徴抽出器で抽出された画像特徴から、最も興味を引く対象物を注視するためのモータコマンド  ${}^{VF}\Delta\theta$  を生成するモジュール。
- (b-1) 内部評価器：視覚注視が成功した（ロボットにとって興味深い対象物を注視することができた）ことを判断し、学習器の学習のトリガを引くモジュール。
- (b-2) 学習器：特徴抽出器で抽出された養育者の顔画像とカメラヘッドの角度  $\theta$  をもとにモータコマンド  ${}^{LM}\Delta\theta$  を生成し、また、内部評価器からトリガを引かれたときに、そのときのセンサ入力とモータ出力の関係性を学習するモジュール。

そして、これらのモジュールに加え、ロボットはモータコマンドを選択するための以下のモジュールをもつ。

- (c) ゲート：視覚フィードバック制御器の出力  ${}^{VF}\Delta\theta$  と学習器の出力  ${}^{LM}\Delta\theta$  からどちらか一つを選択し、ロボットのモータコマンド  $\Delta\theta$  として出力するモジュール。

以降の節でこれらのモジュールについて順に説明する。

##### §1 特徴抽出器

特徴抽出器はロボットのカメラ画像  $I$  から特徴的な画像領域を抽出するモジュールである。まず、色、エッジ、動き抽出器において、画像のプリミティブな特徴である彩度の高い色や複雑なパターン、動きを伴った領域を抽出し、対象物  $i (= 1, \dots, n)$  を検出する。そして、抽出された各対象物について特徴の度合 ( $f_i^{col}$ : 色領域の大きさ,  $f_i^{edg}$ : パターンの複雑さ,  $f_i^{mot}$ : 動きの多さ) を比較し、

$$i_{trg} = \arg \max_i (\alpha_c f_i^{col} + \alpha_e f_i^{edg} + \alpha_m f_i^{mot}) \quad (1)$$

を満たすような対象物  $i_{trg}$  を、ロボットにとって最も興味を引くものとして選択する。ここで、 $(\alpha_c, \alpha_e, \alpha_m)$  は各特徴に対する関心度を示す値で、ロボットの特性や

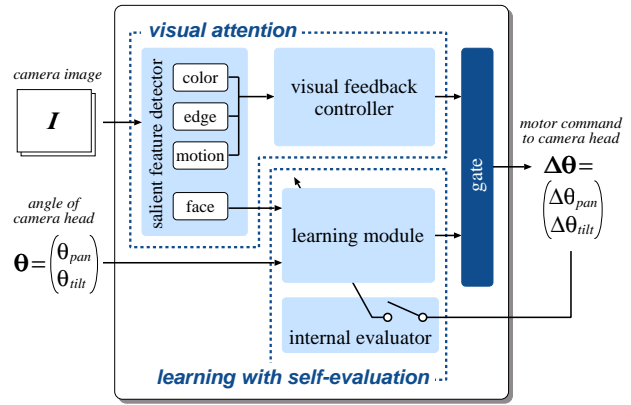


図3 視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいた共同注意のブートストラップ学習のメカニズム

文脈などから決定される。また、これと並行して、顔抽出器ではテンプレートマッチング法によって養育者の顔状刺激の検出が行なわれる。検出された顔画像は、新たに次の顔画像が検出されるまで顔抽出器で保持される。こうして抽出された対象物の画像特徴と養育者の顔画像は、それぞれ視覚フィードバック制御器と学習器に送られる。

##### §2 視覚フィードバック制御器

視覚フィードバック制御器は特徴抽出器で抽出された対象物  $i_{trg}$  の画像特徴から、その対象物の方向へカメラの視線を向けるためのモータコマンド  ${}^{VF}\Delta\theta$  を生成するモジュールである。まず、視覚フィードバック制御器は特徴抽出器から送られてくる画像から、カメラ画像上での対象物  $i_{trg}$  の重心位置  $(x_i, y_i)$  を計測する。そして、その位置とカメラ画像の中心位置  $(cx, cy)$  とから、以下の式を用いてカメラヘッドの制御量  ${}^{VF}\Delta\theta$  を計算する。

$${}^{VF}\Delta\theta = \begin{pmatrix} {}^{VF}\Delta\theta_{pan} \\ {}^{VF}\Delta\theta_{tilt} \end{pmatrix} = g \begin{pmatrix} x_i - cx \\ y_i - cy \end{pmatrix} \quad (2)$$

ここで、 $g$  はスカラーゲインである。生成されたモータコマンドは、視覚フィードバック制御器の出力としてゲートに送られる。

以上のようにして、特徴抽出器と視覚フィードバック制御器によって、ロボットの生得的機能の一つである視覚注視が実現される。

##### §3 内部評価器

次に、ロボットのもう一つの生得的機能である自己評価型学習が、内部評価器と学習器の二つのモジュールで実現される。

内部評価器は対象物の画像上での位置が

$$\sqrt{(x_i - cx)^2 + (y_i - cy)^2} < d_{th} \quad (3)$$

を満たしたときに視覚注視が成功したと判断し、学習器の学習のトリガを引くモジュールである。ここで、 $d_{th}$  は視覚注視の成否を判定する閾値である。つまり、内部評価器はある対象物  $i_{trg}$  をカメラ画面中心に捉えたということしか知ることができず、 $i_{trg}$  が養育者の観察してい

るものと一致しているかどうかという共同注意の成否については判断することができない。従って、環境中に複数の対象物が存在する場合、ロボットは共同注意の成否に関わらずセンサ入力とモータ出力の関係を学習することになる。

#### §4 学習器

学習器は3層構造のニューラルネットワーク(NN)から構成されるモジュールである。まず認識時において、学習器は特徴抽出器で抽出された養育者の顔画像とロボットのカメラヘッドの角度 $\theta$ をもとにモータコマンド ${}^{LM}\Delta\theta$ を生成する。養育者の顔画像は各画素の輝度値がNNへの入力として用いられる。この顔画像からロボットは養育者の注意方向を推定し、それを追跡するためのカメラヘッドの制御量を生成する。ただし、画像の解像度の影響から、養育者の注意は一点に求まるのではなく、注意を向けている方向としてしか認識されない。また、ロボットのカメラの光学中心と回転中心が一致していないため、養育者の注意方向に対してそれを追跡するようなカメラヘッドの制御量は、線形関数で補間することができない。そこで、学習器はロボットのカメラヘッドの角度 $\theta$ をさらに入力として用いることで、モータ出力としてのカメラヘッドの制御量 ${}^{LM}\Delta\theta$ を逐次的に生成し、養育者の視線方向を段階的に追跡するような運動を実現する。このようにして生成されたモータコマンドは、学習器の出力としてゲートに送られる。

これに対して、ロボットの運動出力の結果、内部評価器が学習のトリガを引くと、学習器は誤差逆伝搬法によってそのときのセンサ入力とモータ出力の関係を学習する。ここで、前述のように、内部評価器は視覚注視の成功のみを判断して学習のトリガを引くため、学習は共同注意の成否に関係なく行なわれることになる。しかし、環境が制御されていないことから、4.1節で述べた仕組みにより共同注意が失敗したときの入出力データは統計的な外れ値となり、反対に共同注意が成功したときの入出力関係が相対的に強化されることによって、学習器は明示的なタスク評価なしに共同注意に必要な入出力間の相関を獲得することが可能となる。また、このようにして得られた相関を次試行の認識時に利用することで、学習器は共同注意を成功させる確率の高いモータコマンドを生成することができると考えられる。

#### §5 ゲート

ゲートは視覚フィードバック制御器からの出力 ${}^{VF}\Delta\theta$ と学習器からの出力 ${}^{LM}\Delta\theta$ を受けとり、ある選択確率に従ってどちらか一方をロボットのもータコマンド $\Delta\theta$ として出力するモジュールである。ここで、モータコマンドの選択確率は、学習初期には学習器がまだ適切な相関を獲得できていないことから、 ${}^{VF}\Delta\theta$ が主に採用されるように設計される。これに対して、学習が進み学習器が適切な相関を獲得してくると、 ${}^{LM}\Delta\theta$ の選択確率が徐々に上昇し、学習後期には ${}^{LM}\Delta\theta$ が主に採用される

ように設計される。このように選択確率を定義することで、ロボットは学習の進展にともない共同注意の成功率を徐々に上昇させ、学習のメカニズムによって正しい入出力関係をより強化していくことが可能となる。

#### 4.3 共同注意の段階的学習

ロボットは提案するメカニズムに基づき試行と学習を繰り返すことで、図4に示すような段階的な過程を経て共同注意の能力を獲得すると考えられる。図4は各学習過程におけるロボットの振舞いを、ロボットの視線移動に伴うカメラ画像の変化として表現したものである。図中、長方形の枠がある瞬間におけるロボットのカメラ画像を示しており、各長方形の右上端、左下端をつなぐ矢印が、ロボットのモータ出力 $\Delta\theta$ による視線移動を表している。

ステージ I: 学習初期では、ロボットのモータコマンドとして主に ${}^{VF}\Delta\theta$ が採用されることから、ロボットは養育者の注意方向には関係なく、カメラ画面内に映る特徴的な対象物に注意を向ける傾向をもつ。図4の上段に示すように、最初のカメラ画面内に対象物が二つ観察されている状況では、ロボットは視覚注視の機能に基づいて ${}^{VF_1}\Delta\theta$ 又は ${}^{VF_2}\Delta\theta$ を出力することで、どちらか一方の対象物を注視する。そして、ロボットはそれぞれの対象物について視覚注視が成功したときに、自己評価型学習の機能に基づいてセンサ入力とモータ出力間の関係を学習する。

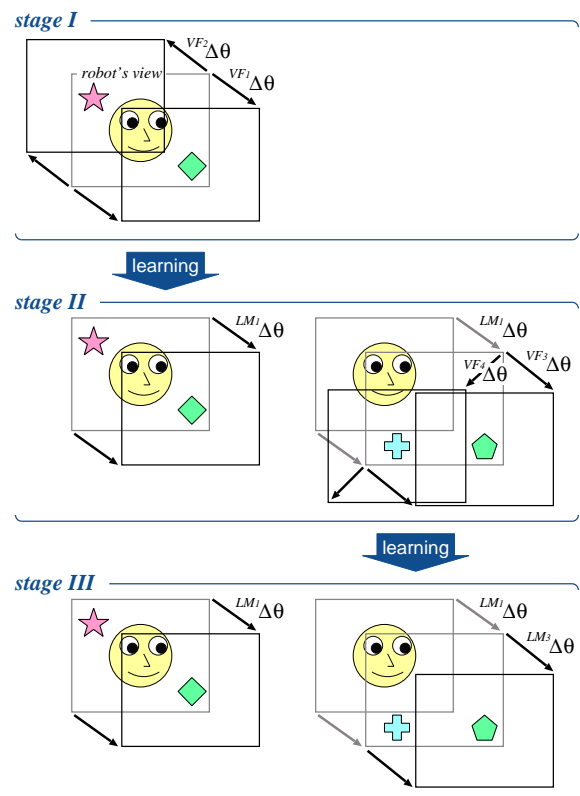


図4 共同注意の段階的学習

ステージ II： 学習中期になると、ロボットはステージ I での学習の結果として、養育者を注視したときのカメラ画面内に、同時に養育者の観察している対象物が存在する状況において、共同注意を行なうことが可能になる。図 4 の中段左に示すように、ロボットはステージ I において共同注意が成立していた  ${}^{VF_1} \Delta \theta$  の入出力間の相関を獲得することで、ステージ II では学習器の出力  ${}^{LM_1} \Delta \theta$  として共同注意を実現することが可能になる。

また、ロボットは図 4 の中段右の状況のように最初のカメラ画面内に対象物が存在しない場合でも、学習器から  ${}^{LM_1} \Delta \theta$  を出力することで養育者が注意を向けている対象物をカメラ画面内に捉えることが可能になる。そして複数の対象物が発見されると、ロボットは視覚注視の機能に基づき  ${}^{VF_3} \Delta \theta$  又は  ${}^{VF_4} \Delta \theta$  を出力することで、どちらか一方の対象物を注視する。そして視覚注視が成功すると、ロボットはステージ I と同様に、自己評価型学習の機能に基づき各対象物について入出力間の関係を学習する。

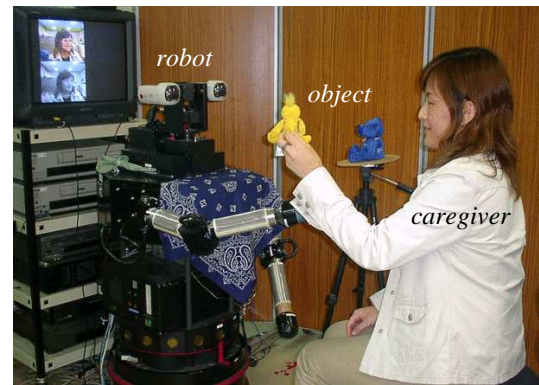
ステージ III： 学習後期には、ロボットはステージ I と II の学習結果として、養育者の観察している対象物が最初のカメラ画面内に存在するか否かに関わらず、共同注意を実現することが可能になる。図 4 の下段に示すように、ロボットは養育者の顔画像から学習器によって  ${}^{LM_1} \Delta \theta$  と  ${}^{LM_3} \Delta \theta$  を逐次的に生成することで、養育者が観察している対象物をカメラ画面中心に捉えることが可能になる。ここで、 ${}^{LM_1} \Delta \theta$  と  ${}^{LM_3} \Delta \theta$  の入出力関係は、ステージ I と II においてそれぞれ共同注意が成立していた  ${}^{VF_1} \Delta \theta$  と  ${}^{VF_3} \Delta \theta$  の学習結果として獲得されたものである。

以上のように、ロボットは視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいたブートストラップ学習を通して、段階的に共同注意の能力を獲得すると考えられる。そして、このロボットの学習過程は、図 1 に示した幼児の共同注意の発達過程と類似していることが分かる。つまり、ロボットの段階的学習のステージ I, II, III における振舞いが、それぞれ幼児の 6-9, 12, 18 ヶ月の様子に対応した形である。また、このような現象面での類似性に加え、ロボットがあらかじめもつ視覚注視と自己評価型学習の機能は、幼児にも同様に生得的に備わっていることが示唆されている [Bremner 94]。従って、ロボットと幼児の生得的機能の類似性、及び共同注意の発達過程の類似性から、本研究で提案するメカニズムは幼児の共同注意の発達メカニズムを理解する一助となるといえる。

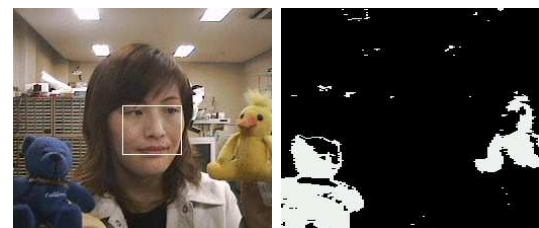
## 5. 実験

### 5.1 実験設定

制御されていない環境の下、ロボットが提案するメカニズムに基づいて養育者からのタスク評価なしに共同注



(a) 実験環境

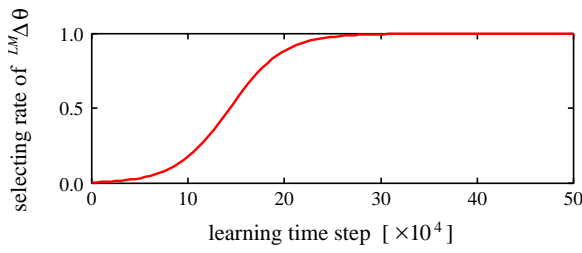
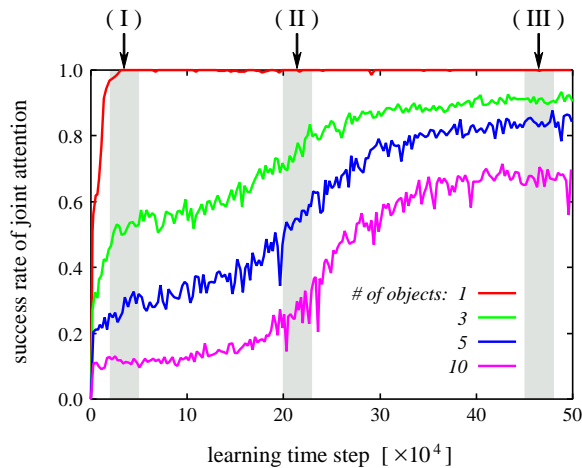


(b) ロボットの左カメラ画像（左図：テンプレートマッチング法による養育者の顔検出結果、右図：YUV 空間での閾値処理による色抽出結果）

図 5 実験設定

意の能力を獲得可能であるか検証した。実験環境を図 5 (a) に、このときのロボットの左カメラ画像（本実験では左のみを使用）を同図 (b) に示す。環境中には複数の特徴的な対象物が存在し、養育者はそのうちの一つ（図 5 では手にもった黄色い対象物）に視線を向けている。ロボットはこの様子をカメラを通して観察し、特徴抽出器によって図 5 (b) に示すような形で各特徴（左図：養育者の顔、右図：対象物）の抽出を行なっている。本実験では顔検出に用いるテンプレート画像を、養育者の正面顔としてあらかじめロボットに与えておいた。また、式 (1) におけるプリミティブな画像特徴に対する関心度を  $(\alpha_c, \alpha_e, \alpha_m) = (1, 0, 0)$  とし、ロボットは YUV 空間の閾値処理によって抽出した彩度の高い色をもつ対象物の中で、画像上での大きさが最も大きいものに興味を示すものとした。また、式 (3) に示した視覚注視の成否判定の閾値は、 $d_{th} = \text{画像幅}/6$  とした。

以上の設定でシミュレーション上での学習実験を行なうため、まず実機を用いて 125 個のデータセットを獲得した。各データセットには、ロボットが養育者を注視したときのカメラ画像  $I$ （養育者の顔領域を抽出した  $30 \times 25$  画素の画像）とカメラヘッドの角度  $\theta$ （パン角、チルト角）、そしてカメラの視線を養育者から養育者が注視している対象物へ移動させたときの制御量  $\Delta \theta$ （パン角、チルト角）が含まれている。シミュレーション実験では、ま

(a) ゲート関数 ( $LM \Delta\theta$  の選択確率)

(b) 共同注意の成功率 (対象物: 1, 3, 5, 10 個)

図 6 共同注意のパフォーマンス変化

ず環境の定義として上記のデータセットから一つを選択し、養育者の顔画像と養育者が注視している対象物の位置を設定する。そして、それ以外の対象物を環境中のランダムな位置に設置する。ロボットはこのようにして設定されたシミュレーション環境において、提案したメカニズムに基づき試行と学習を繰り返し実行する。尚、本実験では、学習器の NN の各層のニューロン数を、それぞれ入力層 752 ( $30 \times 25 + 2$ ) 個、中間層 7 個、出力層 2 個とした。

以上の実験設定で、まず複数の対象物が置かれた環境でのタスクパフォーマンスの変化を評価した。そして、その学習過程でのロボットの共同注意の様子と幼児の発達過程とを比較し、提案モデルによって幼児の発達過程が再現されているかを確認した。最後に、学習によって獲得されたモデルを実ロボットに実装し、実環境において共同注意が達成されるかどうかを検証した。

## 5.2 複数対象物が存在する環境でのタスクパフォーマンスの変化

複数の対象物を設置した環境で、ロボットの共同注意のパフォーマンスが学習によってどのように変化するかを検証した。本実験では、ゲートにおける  $LM \Delta\theta$  の

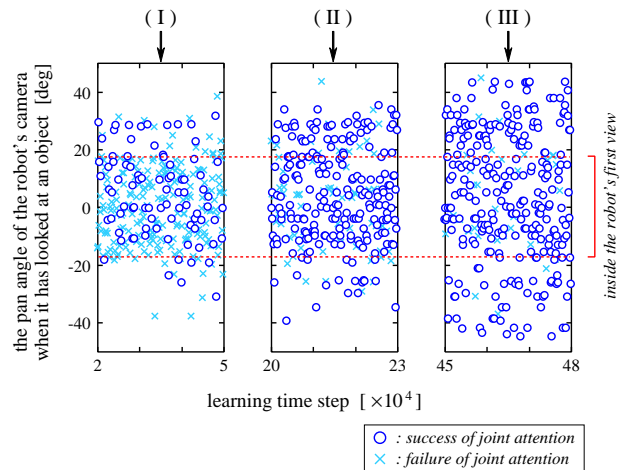


図 7 共同注意の段階的学習過程 (対象物: 5 個)

選択確率を、予備実験の中で最も高いパフォーマンスを示したものとして、図 6 (a) のシグモイド関数で定義した。対象物の個数をそれぞれ 1, 3, 5, 10 個と設定したときの、学習過程における共同注意の成功率の変化を図 6 (b) に示す。ここで、対象物が 1 個である場合、ロボットが注視する全ての対象物は養育者の観察しているものと一致することになり、反対に対象物が 10 個の場合には、ロボットは学習初期においては  $1/10$  の確率でしか共同注意を成立できないことになる。

実験結果より、全ての条件において学習初期の共同注意の成功率は偶発的レベルにあるが、学習の経過とともにその成功率は徐々に上昇し、学習後期には高いパフォーマンスを獲得していることが確認できる。対象物が 5 個の状況においても、学習初期の成功率は約 20% であるが、学習後には 85% を越えており、実環境においても十分に共同注意を実現可能であるといえる。従って、これらの実験結果から、ロボットは提案したメカニズムに基づいたブートストラップ学習を通して、制御されていない環境の下、養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得可能であることが分かる。

## 5.3 段階的学習過程

次に、学習初期、中期、後期におけるロボットの共同注意の様子を観察し、学習の経過に対するロボットの振舞いの変化と幼児の共同注意の発達過程との比較を行なった。図 6 (b) の対象物 5 個の実験結果から、学習回数 (I) 2~5, (II) 20~23, (III) 45~48 [ $\times 10^4$ ] の 3 つの期間に注目し、それぞれのロボットの視覚注視と共同注意の実現の様子を観察した。各学習期において、学習回数 50 回おきに、ロボットが視覚注視を成功した (対象物をカメラ画面中心に捉えた) ときのカメラヘッドのパン角を記録したグラフを図 7 に示す。グラフ中、“○” はロボットの注視した対象物が養育者の注視しているものと一致した (共同注意が成功した) ことを、“×” は一致しなかつ

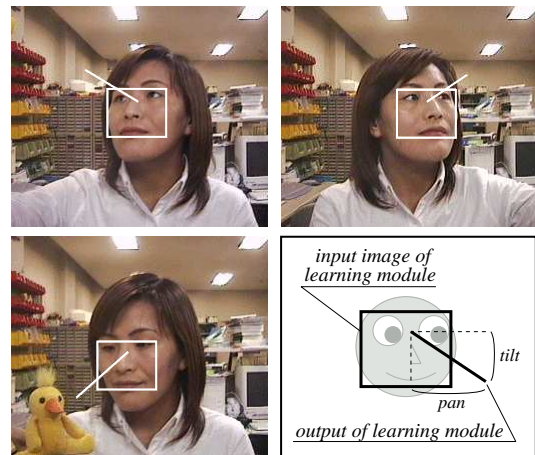
た（共同注意が失敗した）ことを示している．また，縦軸はパン角が 0 [deg] のときにロボットが養育者を注視していることを指し， $\pm 18$  [deg] の線がロボットのカメラの画角を示している．つまり， $\pm 18$  [deg] の範囲内の対象物は，ロボットが養育者を注視しているときのカメラ画面内に同時に観察されていることになる．

図 7 の結果から，まず学習の経過に沿って全データ数に対する “ ” の割合が (I) 28%，(II) 72%，(III) 89% と増加している，つまり，共同注意の成功率が上昇していることが確認できる．そしてこれと同時に，共同注意が成功したときのロボットのカメラヘッドのパン角が徐々に広がっていることが確認できる．(I) においては共同注意の成功率は偶発的レベルで，そのときの対象物の位置は，ロボットが養育者を注視したときの視野内にほぼ収まっていたが，(II) になると共同注意の成功率が増加し，さらに (III) になると成功率の増加と同時に，共同注意が成功したときのカメラヘッドのパン角の幅が広がる，つまり，ロボットは養育者を注視したときの視野外の対象物に対しても共同注意を成立することが可能になっていることが分かる．そして，この結果と図 1 に示した幼児の共同注意の発達過程とを比較すると，ロボットの学習期 (I)，(II)，(III) がそれぞれ幼児の 6-9，12，18カ月の振舞いと類似していることが認められる．以上より，本論文で提案したメカニズムは幼児の共同注意の発達過程を再現しており，また，ロボットの生得的機能として与えられた視覚注視と自己評価型学習は幼児にも同様に生得的に備わっていると考えられることから，提案メカニズムは幼児の共同注意の発達メカニズムを説明し得るものであるといえる．

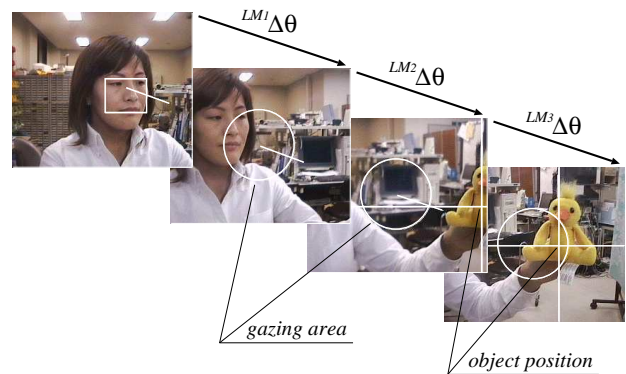
#### 5.4 学習後のタスクパフォーマンス

最後に，対象物 5 個の環境で学習したメカニズムを用いて，実ロボットでの共同注意実験を行なった．養育者が様々な方向へ視線を向けたときのロボットの左カメラ画像を図 8 (a) に示す．画像中，養育者の顔の上に描かれた四角が，特徴抽出器によってテンプレートマッチング法で抽出された顔領域を示している．この部分の画像が学習器への入力となる．また，眉間の辺りから伸びた直線が学習器の出力を示しており，幅と高さがそれぞれモータ出力のパン角，チルト角を表している．ロボットはこの直線の方向へカメラを回転させることで，養育者が注視している対象物を環境中から発見することができる．図 8 (a) の結果から，養育者の視線方向と学習器のモータ出力の方向はほぼ一致しており，学習器は提案したメカニズムに基づいたブートストラップ学習を通して，共同注意に必要なセンサ入力とモータ出力間の関係を獲得したことが確認できる．

また，ロボットが学習器によって推定した方向へカメラを回転させて，養育者の観察している対象物を注視したときの，カメラ画像の変化を図 8 (b) に示す．同図 (a)



(a) 学習器の入力と出力



(b) ロボットが学習器の出力によって養育者から対象物の方向へと視線を移動させたときのカメラ画像の変化

図 8 学習後のタスクパフォーマンス

と同様に，四角で囲まれた部分の画像が学習器への入力，直線が出力を示しており，また，画像中央の円がロボットの注視領域，十字の線が特徴抽出器で検出された対象物の重心位置を示している．ロボットは各ステップにおいて，養育者の顔画像とカメラヘッドの角度をもとにモータコマンドを  $LM_1 \Delta\theta$ ， $LM_2 \Delta\theta$ ， $LM_3 \Delta\theta$  と逐次的に生成することで，カメラの視線を養育者から対象物の方向へと変化させる．そして，対象物の重心位置が注視領域内に捉えられると，ロボットは視覚注視が成功したと判断し，試行を停止する．図 8 (b) では，このようにして捉えられた対象物が養育者の注視しているものと一致していることから，共同注意が成功したといえる．このようにして，学習後のメカニズムを用いて対象物を様々な位置へ移動させて共同注意実験を行なったところ，85% (17/20 回) の確率で共同注意を実現可能であることが確認できた．そして，失敗した 15% についても，学習器で推定した方向が対象物の位置から若干ずれていただけで，全く異なる方向へカメラを向けるようなことは見られなかった．以上の結果から，対象物が養育者から離れている状



況においても、提案メカニズムによって学習器から逐次的にモータコマンドを生成することで、共同注意が実現可能であることが分かる。

## 6. おわりに

本論文では、認知発達ロボティクスの視点から幼児の共同注意の発達メカニズムを理解する一アプローチとして、ブートストラップ学習を通して共同注意の能力を創発するメカニズム提案した。提案メカニズムは、ロボットの生得的能力としての視覚注視と自己評価型学習の機能から成り、ロボットはこれらの機能をもとに試行と学習を繰り返すことで、共同注意に必要なセンサ入力とモータ出力間の相関を獲得する。実験の結果から、ロボットは提案したメカニズムに基づいて、制御されていない環境の下、養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得可能であることを確認した。また、その学習過程が幼児の共同注意の発達過程と類似していることを指摘し、提案メカニズムが幼児の発達メカニズムを理解する一助となり得ることを示した。

今回の実験では、ゲートでのモータ出力の選択確率が設計者によって決定論的に定義されていたが、これに対して、幼児は行動決定のスケジューリングを自身の学習進度に合わせて自律的に行なっていると考えられる。そこで、本研究で提案したメカニズムにおいても、ロボットが自身の視覚注視のパフォーマンスから適応的にゲートを決定する枠組について考える必要がある。また、提案したメカニズムで用いた学習法の低速性から、学習実験はシミュレーション上で行なわれていたが、実環境での本来のランダム性が失われている可能性があるため、より効率的な学習法を考案し、実機での学習実験を行なう。そして、養育者についても、幼児の場合は共同注意の学習に多少の養育者からの助けが加わっていると考えられるので、そのような状況についても考察する。以上のような課題に取り組み、真に発達のロボットを実現することで、本研究が幼児の発達メカニズムを理解する一助となることを期待する。

## 謝辞

本研究は、21 世紀型革新的先端ライフサイエンス技術開発プロジェクト、萌芽・融合開発プログラム「動的インタラクションによるコミュニケーション創発機構の構成と解明 (タイプ A)」の援助を受けた。

## ◇ 参考文献 ◇

- [Asada 01] Asada, M., MacDorman, K. F., Ishiguro, H., and Kuniyoshi, Y.: Cognitive developmental robotics as a new paradigm for the design of humanoid robots, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 37, pp. 185–193 (2001)
- [Baron-Cohen 95] Baron-Cohen, S.: *Mindblindness*, MIT Press (1995)

- [Breazeal 00] Breazeal, C. and Scassellati, B.: Infant-like Social Interactions between a Robot and a Human Caregiver, *Adaptive Behavior*, Vol. 8, No. 1, pp. 49–74 (2000)
- [Bremner 94] Bremner, J. G.: *Infancy*, Blackwell (1994)
- [Brooks 98] Brooks, R. A., Breazeal, C., Irie, R., Kemp, C. C., Marjanović, M., Scassellati, B., and Williamson, M. M.: Alternative Essences of Intelligence, in *Proceedings of the American Association of Artificial Intelligence*, pp. 961–968 (1998)
- [Butterworth 91] Butterworth, G. E. and Jarrett, N. L. M.: What minds have in common is space: Spatial mechanisms serving joint visual attention in infancy, *British Journal of Developmental Psychology*, Vol. 9, pp. 55–72 (1991)
- [Fasel 02] Fasel, I., Deák, G. O., Triesch, J., and Movellan, J.: Combining Embodied Models and Empirical Research for Understanding the Development of Shared Attention, in *Proceedings of the 2nd International Conference on Development and Learning*, pp. 21–27 (2002)
- [小嶋 01a] 小嶋 秀樹, 高田 明: 社会的相互行為への発達のアプローチ - 社会のなかで発達するロボットの可能性 -, 人工知能学会誌, Vol. 16, No. 6, pp. 812–818 (2001)
- [Kozima 01b] Kozima, H. and Yano, H.: A Robot that Learns to Communicate with Human Caregivers, in *Proceedings of the First International Workshop on Epigenetic Robotics* (2001)
- [Moore 95] Moore, C. and Dunham, P. J. eds.: *Joint Attention: Its Origins and Role in Development*, Lawrence Erlbaum Associates (1995)
- [長井 03] 長井 志江, 浅田 稔, 細田 耕: ロボットと養育者の相互作用に基づく発達の学習モデルによる共同注意の獲得, 人工知能学会論文誌, Vol. 18, No. 2, pp. 122–130 (2003)
- [Scaife 75] Scaife, M. and Bruner, J. S.: The capacity for joint visual attention in the infant, *Nature*, Vol. 253, pp. 265–266 (1975)
- [Scassellati 02] Scassellati, B.: Theory of Mind for a Humanoid Robot, *Autonomous Robots*, Vol. 12, pp. 13–24 (2002)
- [友永 01] 友永 雅己, 松沢 哲郎, 河合 優年, 落合 正行, 牧岡 省吾, 定藤 規弘, 小田 洋一, 藤田 哲也: 認知科学の新展開 1 - 認知発達と進化, 岩波書店 (2001)

〔担当委員：岡 隆一〕

2003 年 5 月 28 日 受理

## ◇ 付 録 ◇

### A. 入出力データ間の相関の発見による共同注意の獲得

ロボットが視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいて、養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得可能であることを、図 A.1 の例題を用いて証明する。図 A.1 に示す環境には、養育者とロボット、そして状況ごとに位置の変化する 2 個の対象物が置かれている。ロボットは、各状況において視覚注視が成功したときのセンサ入力とモータ出力間の関係を自己評価型学習の機能に基づき学習し、最終的に、入出力データ間に相関が存在する関係のみを相対的に強化することで、共同注意の能力を獲得することが期待される。

状況 I: まず、対象物 1, 2 が存在する状況について考える。ロボットと養育者は互いにランダムに注視対象を選択するため、それぞれが等確率で各対象物を注視することになる。ロボットはこの状況において、視覚注視が成功したときの全ての入出力関係を、自己評価型学習の機能に基づいて学習する。状況 I では、ロボットは C1:R1 (養育者 (C) は対象物 1 を注視: ロボット (R) は対象物 1 を注視), C1:R2, C2:R1, C2:R2 の 4 つの入出力関係を獲得することになる。ただし、この状況では、4 つの入出力関係の学習は全て等確率で起きるので、結合

の強度は全て等しくなる。

状況 II： 次に、環境が変化し、対象物 2, 3 が現れた状況について考える。状況 I で獲得された入出力間の結合はそのまま保持される。ロボットは状況 I と同様に、自己評価型学習の機能に基づいて、視覚注視が成功したときのセンサ入力とモータ出力の関係を学習する。状況 II では、ロボットは C2:R2, C2:R3, C3:R2, C3:R3 の 4 つの入出力関係を獲得することになる。ここで、C2:R2 の学習のみ 2 回目 (1 回目は状況 I) となるので、この結合の強度だけが他に比べて 2 倍に強化される。

状況 III： 最後に、対象物 1, 3 が存在する状況について考える。ロボットは状況 I, II と同様に、自己評価型学習の機能に基づいて、視覚注視が成功したときの入出力関係を学習する。状況 III では、ロボットは C1:R1, C1:R3, C3:R1, C3:R3 の 4 つの入出力関係を獲得する。ここで、C1:R1, C3:R3 の学習が 2 回目となるので、C2:R2 と同様、これらの結合強度は 2 倍に強化される。

以上の学習の結果、ロボットは図 A.1 の下部に示すように、C1:R1, C2:R2, C3:R3 の結合を他に比べて相対的に強化させた入出力関係を獲得する。そして、これら 3 つの入出力関係は、養育者とロボットが同じ対象物を注視したときのもの、つまり共同注意が成功したときのものに相当する。以上より、ロボットは視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいて試行と学習を繰り返し、入出力データ間に相関をもつ関係のみを相対的に強化させることで、養育者からのタスク評価なしに共同注意の能力を獲得可能であることが確認できる。

著者紹介



長井 志江

1997 年青山学院大学理工学部機械工学科卒業。1999 年同大学大学院博士前期課程修了。同年大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻博士後期課程入学。2002 年 10 月単位取得退学。同年 11 月同大学大学院工学研究科産学官連携研究員となり現在に至る。認知発達ロボティクスの研究に従事。



細田 耕

1993 年京都大学大学院工学研究科機械工学専攻博士後期課程修了。同年大阪大学工学部助手。1997 年同大学大学院工学研究科助教授となり現在に至る。この間、1998 年から 1 年間スイスチューリヒ大学客員教授。知能ロボットの研究に従事。博士 (工学)。



森田 章生

2003 年大阪大学工学部応用理工学科卒業。同年同大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻博士前期課程入学。現在に至る。知能ロボットの研究に従事。



浅田 稔 (正会員)

1982 年大阪大学大学院基礎工学研究科後期課程修了。同年大阪大学基礎工学部助手。1989 年大阪大学工学部助教授。1995 年同教授。1997 年大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻教授となり現在に至る。この間、1986 年から 1 年間米国メリーランド大学客員研究員。知能ロボットの研究に従事。1989 年情報処理学会研究賞、1992 年 IEEE/RSJ IROS'92 Best Paper Award 受賞。1996 年日本ロボット学会論文賞受賞。2001 年度

文部科学大臣賞 科学技術普及啓発功績者の表彰、博士 (工学)。ロボカップ国際委員会会長。阪大 FRC ロボカップヒューマノイド研究プロジェクトリーダー。日本ロボット学会、電子情報通信学会、情報処理学会、人工知能学会、日本機械学会、計測自動制御学会、システム制御情報学会、IEEE R&A、CS、SMC societies などの会員。

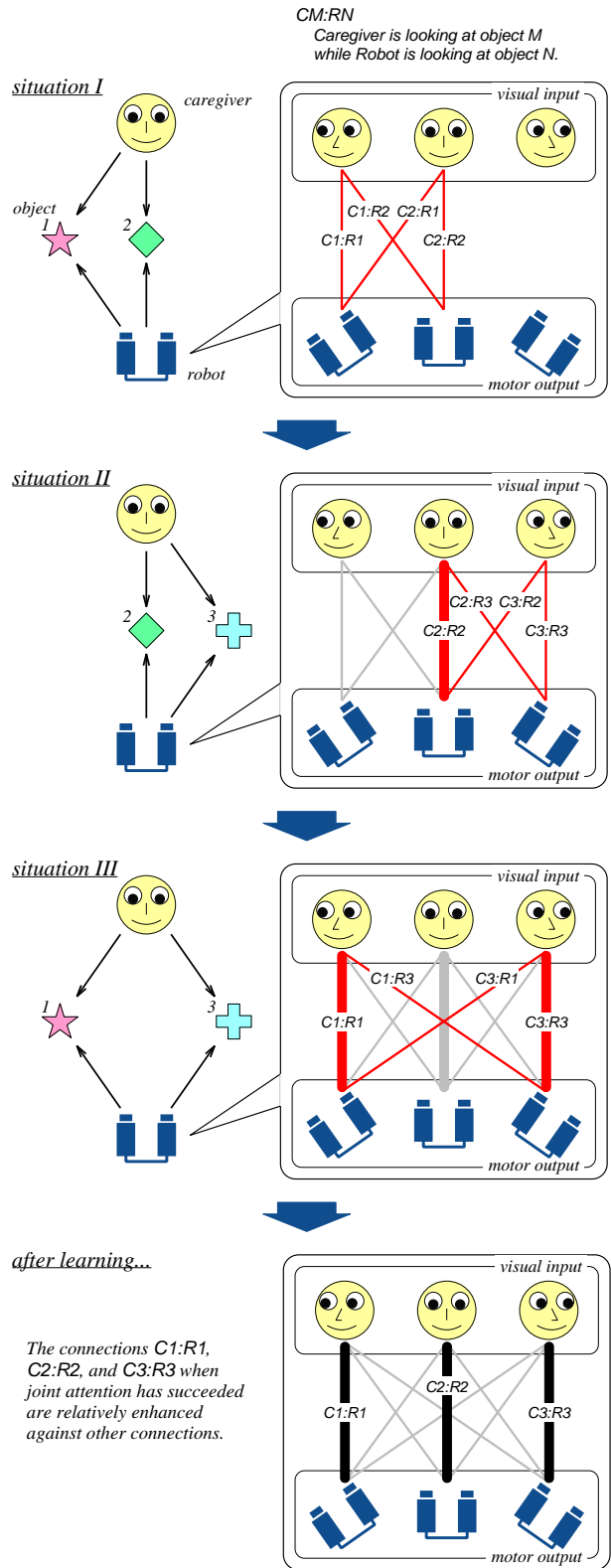


図 A.1 入出力データ間の相関の発見による共同注意の獲得