

## [招待論文] 共同注意発現のためのブートストラップ

細田 耕<sup>†,††</sup> 長井 志江<sup>†</sup> 浅田 稔<sup>†,††</sup>

† 大阪大学大学院工学研究科 〒 565-0871 吹田市山田丘 2-1

†† 阪大フロンティア研究機構

E-mail: †{hosoda,asada}@ams.eng.osaka-u.ac.jp, ††yukie@er.ams.eng.osaka-u.ac.jp

あらまし 初期コミュニケーションにおける重要な機能として他者と同じものを注視するという共同注意の能力がある。本報告では、ロボットが人間との相互作用を通してこのような共同注意の能力を獲得するために、どのようなブートストラップが必要であるかについて議論する。そして、このようなブートストラップとして視覚注視と自己評価型学習機能を備えたメカニズムを提案する。このメカニズムはロボットに実装され、その有効性は実験を通して検証される。

キーワード 共同注意, 創発, ブートストラップ, 視覚注視, 自己評価型学習

## Bootstrap for Emergence of Joint Attention

Koh HOSODA<sup>†,††</sup>, Yukie NAGAI<sup>†</sup>, and Minoru ASADA<sup>†,††</sup>

† Graduate School of Engineering, Osaka University Yamadaoka 2-1, Suita, Osaka, 565-0871 Japan

†† Handai Frontier Research Center

E-mail: †{hosoda,asada}@ams.eng.osaka-u.ac.jp, ††yukie@er.ams.eng.osaka-u.ac.jp

**Abstract** Joint attention, an ability to attend to the object that the other attends to, is supposed to be important not only for human communication but also for human-robot communication. In this report, we are discussing on bootstrap for emergence of joint attention. The bootstrap is consisting of visual attention and learning with self-evaluation. Experimental results demonstrate how joint attention is realized by the proposed mechanism.

**Key words** joint attention, emergence, bootstrap, visual attention, learning with self-evaluation

### 1. はじめに

ロボットの高機能化が進むにつれロボットのセンサやアクチュエータの数が増え、またセンサの情報処理も複雑になってきており、これらの間の関係を設計者が直接記述するには多大な労力が必要になってきている。また、ロボットが一般家庭など実環境で動作する機会が増え、ロボットの内部でのプロセスを理解しない非エキスパートがロボットと情報交換をしたり相互作用をするためにも、ロボットと人とのコミュニケーションをどのようにプログラムするかを真剣に議論すべき段階に来ているといえる。

人間と人間とのコミュニケーションにおいて、自己と他者が同時に同じ対象物を注視することは、他者の意図を類推するために非常に重要である。このような行動は共同注意と呼ばれ [1], 多くの知識や言語を学んだり、自己と他者、対象物との間に三項関係を形成することで、他者理解の一步としての心の理論 [2] を獲得するために重要であると考えられている。ロボットと人間の間においても、このような共同注意がスムーズなコ

ミュニケーションを促すと考えられており、ロボットに共同注意の機能を埋め込む研究が進められている [3] ~ [6]。これらの研究では共同注意の行動自体が直接プログラムされているが、学習によって共同注意を獲得することで、環境変動やコミュニケーション相手の変化に柔軟に対応することができると考えられる。

ロボットで共同注意を実現する際に、人間がどのように共同注意を獲得するかについて議論することによってさまざまな知見が得られ、これを利用することは人間とロボットのコミュニケーションを構成する上で非常に有用である。また、このような研究によって、人間の共同注意の獲得方法についての構造的な知見を得ることもできると考えられる。Fasel ら [7] は認知発達学的な観察実験から、幼児の共同注意の能力が生得的な選好性の機能と随伴性の学習によって獲得されることを指摘した。しかしロボットに共同注意を学習させるために、工学的にどのようなメカニズムを実装するかについては示唆を与えていない。筆者らのグループではこれまでに、ロボットに共同注意を獲得させる方法について研究を進めてきている [8]。本報告では、

共同注意を直接ロボットに埋め込んだり，共同注意を直接学習するのではなく，結果として共同注意が発現するためにどのようなブートストラップが必要であるかについて議論する．例えば人間が非エキスパートである場合，ロボットの共同注意のタスクのパフォーマンスをチェックしながら学習を進めることができない．このような場合，ロボットと非エキスパートが自然なインタラクションをしながら共同注意を発現する必要があるためである．以下では，共同注意発現のためのブートストラップとして視覚注視と自己評価型学習からなるメカニズムを提案し，その有効性を実験により検証する．

## 2. ロボットと人間の共同注意タスク

ロボットが人間の養育者とのインタラクションを通して共同注意を獲得する環境を図1に示す．ロボットと人間の間には有限個の特徴的な対象物が存在し，その位置や特徴量，出現回数や頻度などについては制御されておらず，試行毎に変化する可能性があるとする．各試行において養育者は特徴的な対象物をひとつ選び(図1では四角い対象物)，これを注視する．ロボットはカメラ画像  $I$  とカメラヘッドの角度  $\theta = [\theta_{pan}, \theta_{tilt}]$  をセンサ入力とし，カメラヘッドの制御量  $\Delta\theta = [\Delta\theta_{pan}, \Delta\theta_{tilt}]$  を出力する．この環境において，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．

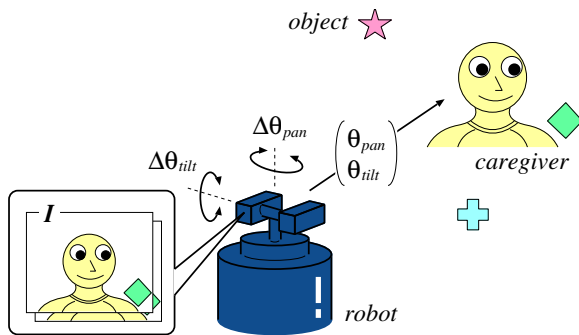


図1 ロボットと養育者間の共同注意のための環境設定

## 3. 共同注意発現のためのメカニズム

### 3.1 メカニズムの概要

提案する共同注意発現のためのブートストラップを図2に示す．ブートストラップは視覚注視の機能と自己評価型学習の機能からなっている<sup>(注1)</sup>．

(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であり，視覚内から特徴量を切り出す特徴量抽出器と，首を振ることによって切り出された特徴量の中の一つを視野の中心へ移動させる視覚フィードバック制御器からなる．

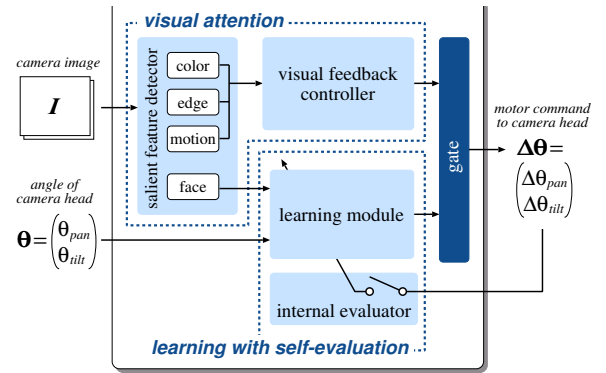


図2 視覚注視と自己評価型学習の機能に基づいた共同注意のためのブートストラップ

(b) 自己評価型学習 視覚注視フィードバックの結果，特徴的な対象物を視野中心に捉えることに成功した場合に，それを判断し，学習を促す内部評価器と，この評価を基に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  $\theta$  を入力に，モータコマンド  $\Delta\theta$  を出力として両者の間の相関を学習する学習器からなる．

また，両者の出力を調整するためのゲートが用意されている．ゲートは学習初期には視覚注視からの出力を主に採用し，徐々に自己評価型学習からの出力を採用するように設計される．

これらのブートストラップを基に，次のような試行と学習の過程を繰り返すことでロボットは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．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とモータ出力の関係を学習する．

(4) (1)へ戻る．

ここで注意したいのは，自己評価型学習が養育者から共同注意が成功したかどうかという報酬を陽に受け取らないことである．インタラクションする相手である養育者が非エキスパートである場合，養育者がロボットのパフォーマンスを，例えばモニターから確認することは難しいと考えられる．ここで提案しているようにロボットが自律的に報酬を生成することによって人間とロボット間のコミュニケーションを円滑にすることができる．

### 3.2 学習が進むメカニズム

図1に示したように環境中に複数の対象物が存在する場合，視覚注視の機能のみでは，ロボット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．それにも関わらず学習が進むことによって，養育者の見ているものをロボットが注視できるようになる．

(注1): 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 [9] ．

これを図3の例題を用いて説明する。

図3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。ロボットと養育者がそれぞれランダムに注視対象を選択するとする。

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、つまり 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つの入出力関係を強化することになる。4つの入出力関係の学習は全て等確率で起きるとすれば、図に示すように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、つまり C2:R2, C2:R3, C3:R2, C3:R3 の4つの入出力関係を強化する。結果的に C2:R2 の結合が他の結合に比較してより強く強化される。

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、C1:R1, C1:R3, C3:R1, C3:R3 の4つの入出力関係を強化する。ここで、C1:R1, C3:R3 の結合が、他の結合に比べより強く強化される。

以上の学習の結果、ロボットは図3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。つまり養育者の顔画像に対して正しい方向を向くケースを相対的に強化することになる。これは偶然ではなく、養育者の顔画像と対象物の位置の間に不変の関係があるために、それ以外の関係に比較して相対的に強化されるためである。言い換えれば、提案するブートストラップはタスクの成否を陽に与えられることなく、環境(養育者と対象物)から与えられる不変性を発見することができる。

### 3.3 共同注意の段階的学習

ここまでは、養育者の顔と特徴的な対象物が初期にロボットの視野内に存在する場合であった。共同注意のタスクでは、対象物が視野外にある場合にも養育者の顔画像を頼りに対象物を探ることができなければならない。本節ではこのような行動を生み出すための段階的学習について説明する。

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視野の変化として表現したものである。図において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: 学習初期ではゲートによって、モータコマンドとして主に視覚注視からの出力  $V^F \Delta\theta$  が採用されるため、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  $V^{F1} \Delta\theta$  または  $V^{F2} \Delta\theta$  を出力し、どちらか一方の対象物を注視する。そして、

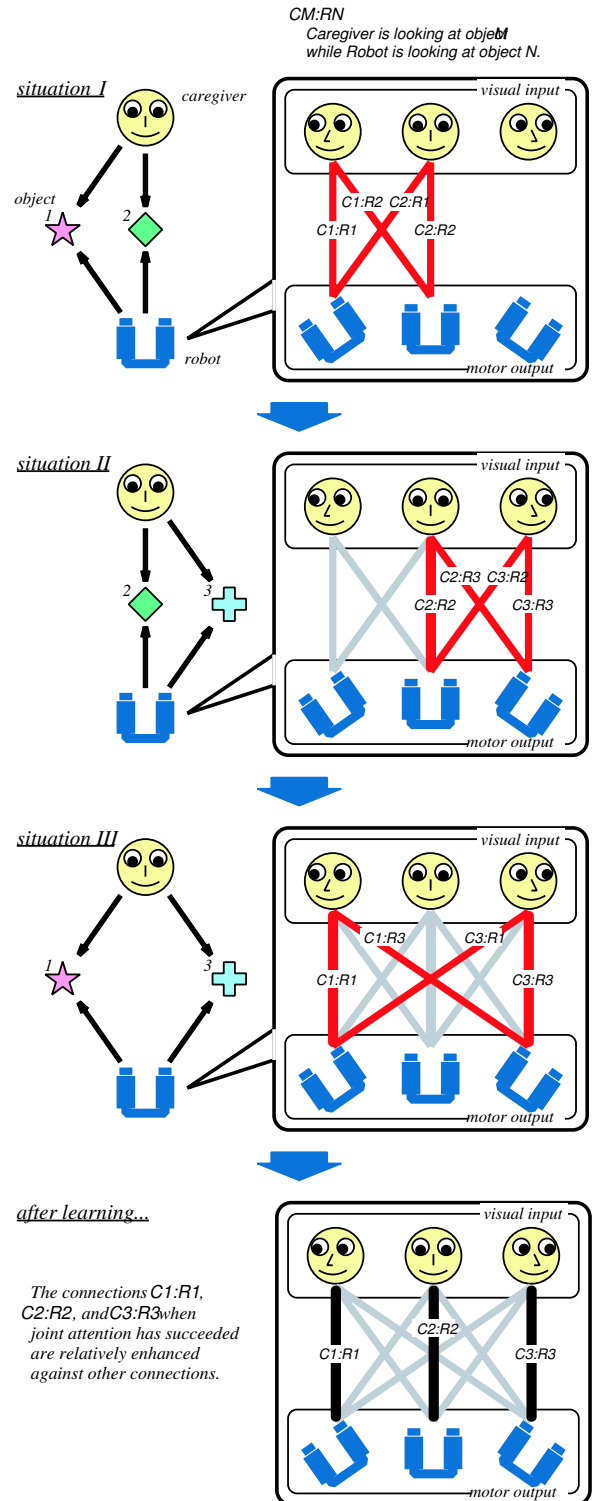


図3 視覚注視と自己評価型学習の機能に基づく共同注意の学習メカニズム

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。

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、養育者を注視したときのカメラ画面内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、学習器の出力  $L^{M1} \Delta\theta$  によって共同注意を行なうことができる(左図)。また、

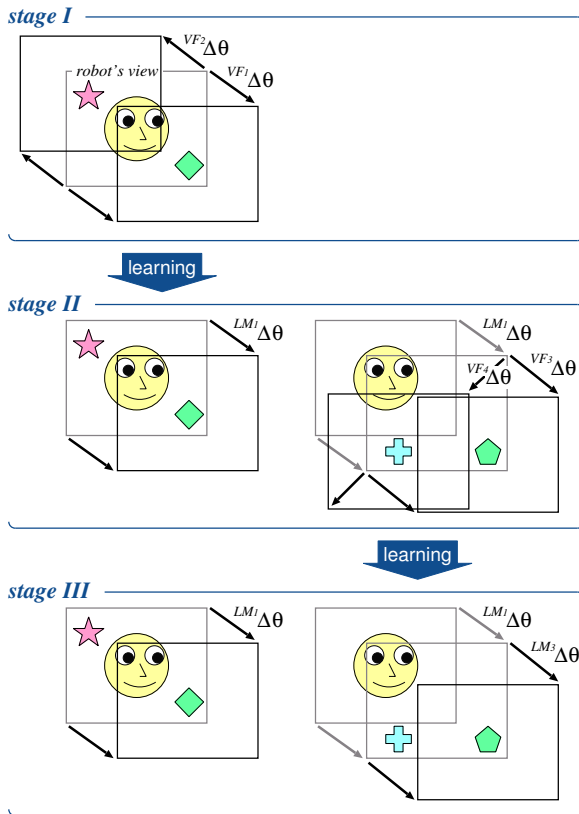
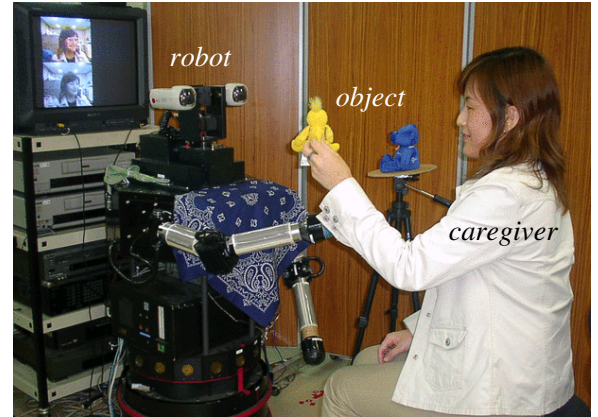


図 4 共同注意の段階的学習



(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

右図のように養育者を注視したときに対象物が見えない場合にも、同じような方向に見える場合の顔画像に近いために学習器の出力  $LM_1 \Delta \theta$  を用いることによっておおよそ対象物のありそうな方向へと画像を動かすことができる。ここで複数の対象物が発見されると、再び視覚注視の機能に基づき  $VF_3 \Delta \theta$  あるいは  $VF_4 \Delta \theta$  を出力することにより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の入出力間の関係を学習する。この学習は、養育者の顔がある位置から徐々に遠い部分へと段階的に進んでいく。

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。

## 4. 実験

### 4.1 実験設定

提案するブートストラップによって、複数対象物が存在するような場合にも、ロボットに直接報酬を与えることなく共同注意を獲得できることを確認する実験を行った。実験に用いたロボットと人間の状況を図 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 では左手にもった対象物) 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、提案するメカニズムを実装するにあたり、学習器として 3 層のニューラルネットワーク (入力層  $30 \times 25 + 2 = 752$  個, 中間層 7 個, 出力層 2 個) を、重みの更新方法としてバックプロパゲーション法を用いた。

バックプロパゲーション法は学習が遅いため、実機を用いた 125 個のデータセットを収集し、このセットをランダムに繰り返し与えることによってオフラインで学習を進めた。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  $\theta$  とそのときのカメラの移動量  $\Delta \theta$  の組が含まれている。

### 4.2 複数対象物が存在する環境でのパフォーマンスの変化

複数の注視対象物候補が存在する環境で、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。本実験では学習器の出力  $LM \Delta \theta$  がゲートによって選択される確率を予備実験によって選定し、最も高いパフォーマンスを示したものとして図 6(a) のシグモイド関数を使用した。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同図 (b) に示す。

対象物が 1 個である場合、ロボットが注視する対象物は養育者の観察しているものと一致するため  $2 \times 10^4$  程度程度の学習でほぼ 100% のタスク成功率となる。一方、対象物が  $n$  個の場合には、同程度の学習ではほぼ  $1/n$  の確率でしか共同注意を成立できないことがグラフから読み取れる。これは、初期には対象

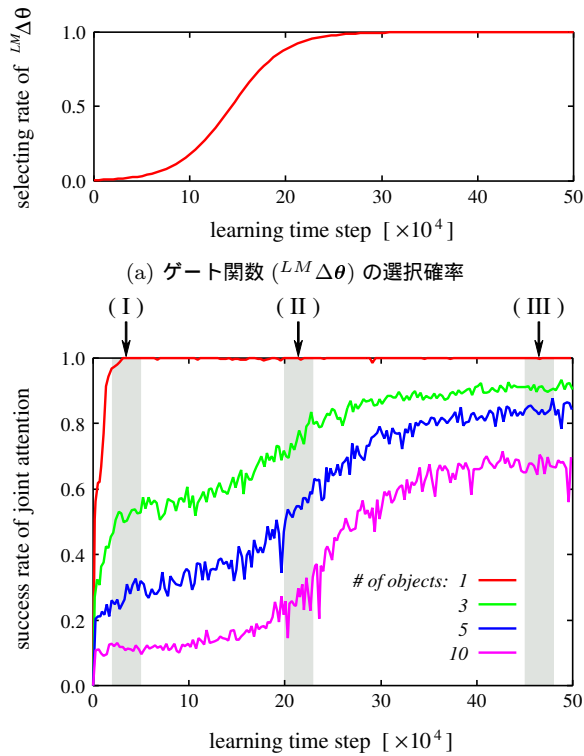


図 6 共同注意のパフォーマンス変化

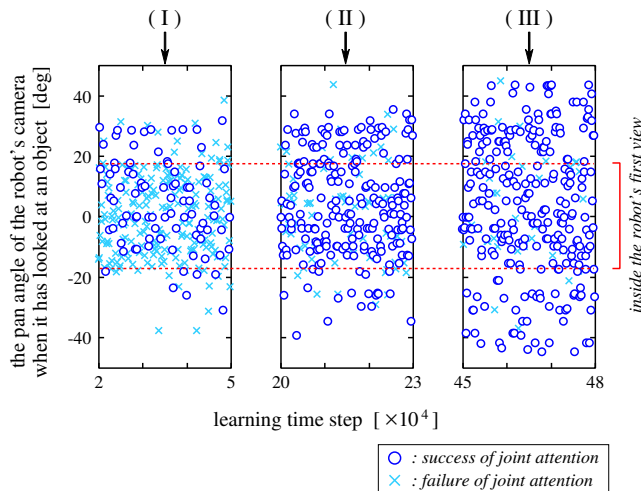


図 7 共同注意の段階的学習過程 (対象物: 5 個)

を視覚注視によって捉えるため、成功率が偶発的なレベルであるためである。学習が進むにつれて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 個の場合にも学習後には成功率が 85% を越えており、複数の対象物候補があるような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。対象が複数ある場合に共同注意の成功率が 100% にならない理由の一つは、共同注意の対象と同じ方向に別の候補があり、視覚注視によって別候補に注意をとられてしまうことが考えられる。

#### 4.3 段階的学習過程

次に、学習初期、中期、後期における学習の経過に対するロボットの振舞いの変化を見る。図 6 (b) の対象物 5 個の実験結

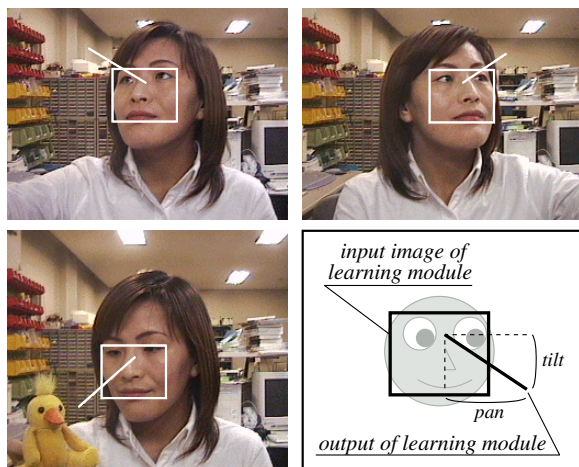
果から、期間 (I) 学習回数 2~5, 期間 (II) 学習回数 20~23, 期間 (III) 学習回数 45~48 [ $\times 10^4$ ] の 3 つの期間に注目し、それぞれのロボットの視覚注視と共同注意の実現の様子を観察した。各学習期において、学習回数 50 回毎にロボットが視覚注視を成功した、つまり対象物をカメラ画面中心に捉えたときのカメラヘッドのパン角を記録したグラフを図 7 に示す。グラフ中では “○” はロボットの注視した対象物が養育者の注視しているものと一致したことを、“×” は一致しなかったことを示している。また、縦軸はパン角が 0 [deg] のときにロボット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。

学習の経過に伴って、視覚注視が成功した回数に対する共同注意の成功率、つまり “○” の割合は期間 (I) 28%, 期間 (II) 72%, 期間 (III) 89% と増加している。そしてそれと同時に、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図 7 から確認できる。期間 (I) では、ゲートによってメカニズムの出力としてほぼ視覚注視からの出力が選択されるため、共同注意の成功率は偶発的レベルで、しかも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る。期間 (II) になると自己評価型学習器の出力が選択されることによって共同注意の成功率が徐々に増加し、さらに期間 (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わかる。これらの期間はそれぞれ、3.3 節で説明したステージ I, II, III に相当しており、共同注意の段階的学習が提案するメカニズムで可能であることを示している。

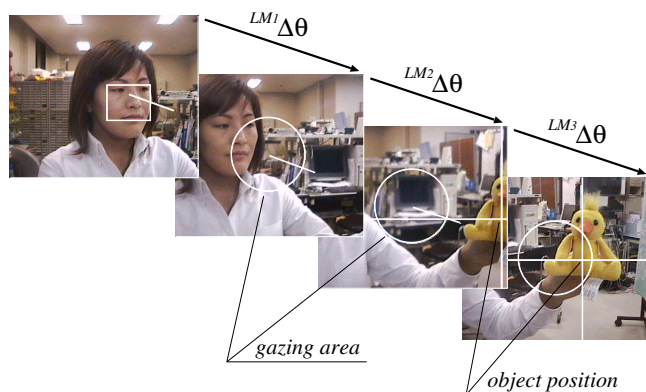
#### 4.4 学習後のタスクパフォーマンス

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。画像中で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、学習器は提案したブーツトラップを基に学習をすすめることによって、共同注意に必要なセンサ入力とモータ出力間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) 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、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



(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

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、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) の例では、ロボットが最終的に捕らえた対象が養育者が注視しているそれと一致しており、共同注意が成功している。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。

## 5. おわりに

本報告では、ロボットが人間との自然なインタラクションを通して共同注意を獲得するために、視覚注視と自己評価型学習

という二つのブートストラップからなる学習メカニズムを提案した。そして実験を通してその有効性を検証した。

本報告で提案するブートストラップは、工学的に共同注意の学習法であるというだけでなく、人間の幼児がどのようにして共同注意を獲得するかを説明する構成論的モデルになりうると考えられる。Butterworth と Jarrett は幼児が 6~18 ヶ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観察しているが [1]、本メカニズムによって得られる学習期間 (I), (II), (III) がこの段階に相当すると考えられ、したがって本報告で提案しているブートストラップ学習モデルは、幼児の共同注意の段階的獲得を説明するよいモデルである可能性が高い。

本報告では、提案するメカニズムをバックプロパゲーション学習に基づくニューラルネットワークによって実装したために、 $10^5$  のオーダーの学習回数が必要となり、したがっていくつかの学習サンプルを繰り返しメカニズムに学習させることによって学習を進めた。しかしながら、人間とロボットのコミュニケーションという意味では、学習をオンラインで進めることが望ましい。今後は実装の工夫によって学習の高速化、オンライン化を進める予定である。

## 文 献

- [1] G. E. Butterworth and N. L. M. Jarrett. What minds have in common is space: Spatial mechanisms serving joint visual attention in infancy. *British Journal of Developmental Psychology*, 9:55–72, 1991.
- [2] Simon Baron-Cohen. *Mindblindness*. MIT Press, 1995.
- [3] Cynthia Breazeal and Brian Scassellati. Infant-like social interactions between a robot and a human caregiver. *Adaptive Behavior*, 8(1):49–74, 2000.
- [4] Hideki Kozima and Hiroyuki Yano. A robot that learns to communicate with human caregivers. In *Proceedings of the First International Workshop on Epigenetic Robotics*, 2001.
- [5] Michita Imai, Tetsuo Ono, and Hiroshi Ishiguro. Physical relation and expression: Joint attention for human-robot interaction. In *Proceedings of 10th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*, 2001.
- [6] Brian Scassellati. Theory of mind for a humanoid robot. *Autonomous Robots*, 12:13–24, 2002.
- [7] Ian Fasel, Gedeon O. Deák, Jochen Triesch, and Javier Movellan. Combining embodied models and empirical research for understanding the development of shared attention. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Development and Learning*, pages 21–27, 2002.
- [8] 長井 志江, 浅田 稔, and 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*, 18(2):122–130, 2003.
- [9] J. Gavin Bremner. *Infancy*. Blackwell, 1994.