

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

Acquisition of Joint Attention by a Developmental Learning Model based on Interactions between a Robot and a Caregiver

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>

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, Osaka University, HANDAI Frontier Research Center
asada@ams.eng.osaka-u.ac.jp, <http://www.er.ams.eng.osaka-u.ac.jp/user/asada/asada-jp.html>

細田 耕
Koh Hosoda

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

keywords: cognitive developmental robotics, learning, joint attention

Summary

This paper presents a developmental learning model for joint attention between a robot and a human caregiver. The basic idea of the proposed model comes from the insight of the cognitive developmental science that the development can help the task learning. The model consists of a learning mechanism based on evaluation and two kinds of developmental mechanisms: a robot's development and a caregiver's one. The former means that the sensing and the actuating capabilities of the robot change from immaturity to maturity. On the other hand, the latter is defined as a process that the caregiver changes the task from easy situation to difficult one. These two developments are triggered by the learning progress. The experimental results show that the proposed model can accelerate the learning of joint attention owing to the caregiver's development. Furthermore, it is observed that the robot's development can improve the final task performance by reducing the internal representation in the learned neural network. The mechanisms that bring these effects to the learning are analyzed in line with the cognitive developmental science.

1. はじめに

人間の乳幼児は、環境、特に養育者との相互作用を通して、生後数年の間に、様々で複雑な認知機能を獲得する。乳幼児の認知発達過程については、認知科学や発達心理、神経科学の分野で広く研究されている [Elman 96, Johnson 97, 乾 01] が、その大半は乳幼児の表出する運動やニューロンの活動パターンの観察など、分析的なアプローチである。これに対して、近年、工学的視点から構成論的アプローチによって、ロボットに乳幼児と同様の発達過程を再現することで、発達メカニズムの理解を目指した研究が試みられている。Asada *et al.* [Asada 01] は人間の認知、発達、神経科学の知見に基づいたロボットの設計指針として、認知発達ロボティクスを提唱した。認知発達ロボティクスでは、ロボットが物理的体をもち、それを通して環境と相互作用することによって、いかにして認知機能が発生してくるのか、また、そのような機能をいかにして工学的に実現するのか、という構成論的な

議論がなされる。小嶋ら [小嶋 01b] は幼児の発達研究を概観し、発達は養育者との相互行為を通して達成される、という基本理念のもとに、社会的に発達する赤ちゃんロボットの可能性について考察した。彼らは、赤ちゃんロボットが生得的な動機づけをもち、養育者との間で原初的な相互行為を形成し、それを基に環境を探索することによって、社会的知能が獲得されると提言した。また、こうしたアイディアに基づく社会的に発達するロボットが、Infanoid [Kozima 01a] や Kismet [Breazeal 00]、Cog [Scassellati 02]、Babybot [Metta 01] として開発されている。

ロボットもしくは人間の幼児が、養育者との間で相互行為を形成する上で、重要な機能の一つに共同注意の能力が挙げられる [Butterworth 91]。共同注意は、他者が注意を向けている対象と、同じ対象に注意を向けることであり、幼児は養育者との間で共同注意を実現することで、養育者から多くの知識を学ぶことが可能になる。ま

た、この共同注意の能力自体も、幼児は養育者との相互作用を通して学習によって獲得していることが知られている [Moore 95]。しかし、これまでに開発されたロボット Infanoid や Kismet, Cog では、共同注意の機能は設計者によってあらかじめ組み込まれており、共同注意がいかんして学習されるのかについて、構成論的アプローチから取り組んだ研究は見られない。

また、認知発達研究において注目されていることの一つとして、幼児が複雑な環境とのインタラクションの中で、いかんして効率的な学習を実現しているのかという問題がある。これに関して、「発達が学習の一助となる」ことが示唆されている。特に、言語学習の分野では、幼児自身の認知・記憶能力の発達と、学習を援助する養育者の、幼児の言語レベルに応じた対応が、それぞれ問題の複雑さを緩和する適切なフィルタとなり、効率的な言語学習を実現していると言われている [Newport 90, Elman 96]。そして、これを認知発達ロボティクスの研究に応用した例として、赤ちゃんロボット Babybot のリーチング運動の学習 [Metta 99] や跳躍性眼球運動の学習 [Metta 01] に関する研究が挙げられる。また、両眼視差の学習に発達のアプローチを応用した例 [Dominguez 01] や、認知発達研究ではないが、ロボットのサッカータスクの学習に適用した例 [Uchibe 98] も見られる。しかし、これらの研究では、結果として発達が効率的な学習を実現したという現象面の理解にとどまっており、発達における何の因子が効率化において重要であるのか、また発達が学習モデルの内部構造にどのような影響を与えているのかというメカニズムの理解には至っていない。

そこで、本研究ではロボットが養育者との相互作用を通して共同注意の能力を獲得するためのモデルとして、発達の学習モデルを提案し、構成論的アプローチから、ロボットがどのような認知発達プロセスを経て、効率的に共同注意を学習していくのかというメカニズムの理解を試みる。提案モデルは、「発達がタスク学習の一助となる」という認知発達学の知見に基づき、学習と発達の二種類のメカニズムをもち、学習のプロセスではタスクを習得し、それと並行して、発達のプロセスではロボットと養育者の機能的変化を起こすことによって、効率的かつ高性能な共同注意の学習を実現するものである。また、本研究ではロボットを用いた実験を通して、認知発達学の知見を実証的にサポートするとともに、構成論的立場から幼児の発達研究に示唆を与えることを期待する。本論文では、まず2章で発達の定義とそれを引き起こすトリガとの関係を述べ、3章で共同注意問題について説明する。次に、4章において、本研究で提案する発達の学習モデルについて説明し、5章で提案モデルの学習性能を評価した実験を示す。そして最後に、6章で本研究のまとめと今後の課題を述べる。

2. 発達とは

2.1 ロボットの発達と養育者の発達

一般的に「発達は個体の成熟化や複雑化、有能化といった方向性をもつ変化である」と考えられる。共同注意に代表されるコミュニケーション機能の学習過程においては、学習者であるロボット自身の内部機能の成熟化と、学習を援助する養育者側の機能的変化が、同時に起きていると考えられる。ここでは、前者をロボットの発達、後者を養育者の発達と呼び、以下のように定義する。

ロボットの発達： ロボットの知覚・運動機能が、未熟な状態から徐々に成熟状態へ近づいていくこと。

養育者の発達： 養育者が、ロボットに教えるタスクの難易度を、簡単なレベルから徐々に困難なレベルへ変化させていくこと。

本研究で提案する発達の学習モデルは、これら二つの発達メカニズムを有する学習モデルである。

2.2 発達を引き起こすトリガ

発達が何をトリガとして生じているのかという問題には、次の二つの考え方がある [Bremner 94]。まず一つは、生得的要因によって決められているという説と、もう一つは、環境からの影響を受けて発達が引き起こされるといふ説である。前者は、個体の発達メカニズムが遺伝的、生得的に埋め込まれ、発達の生起時期も予め時間的スケジュールとして定義されていることを意味する。この場合、個体は環境での行動経験には一切関係なく、時間の経過に沿って機能的変化を生じることになる。これに対して後者は、個体が環境と相互作用し、その行動経験から様々な能力を学習することによって、個体内部での機能の成熟化が起きるといふ考え方である。つまり、学習が進展することによって、その能力に見合ったレベルまで機能が発達し、またそれによってさらに学習が進む、という相補的な関係になる。

本研究では、これら二種類の発達トリガのうち、後者のメカニズムを採用する。つまり、ロボットが養育者とのインタラクションを通して共同注意を学習し、その学習の進展、つまりパフォーマンスの向上がロボットと養育者それぞれの発達を促すものとする。こうすることで、ロボットと養育者の発達レベルに応じたタスク学習が実現され、学習の効率も高まるものと期待される。

3. 共同注意

共同注意は「自己、他者、対象の三項関係において、自己が他者の注意対象を環境中から発見し、同時に同じ対象に注意を向けること」として定義される [Butterworth 91]。この関係を、自己をロボット、他者を人間の養育者として表現したものを図1に示す。まず、(1) ロボットは養育者の様子をカメラを通して観察し、顔や視線の向き

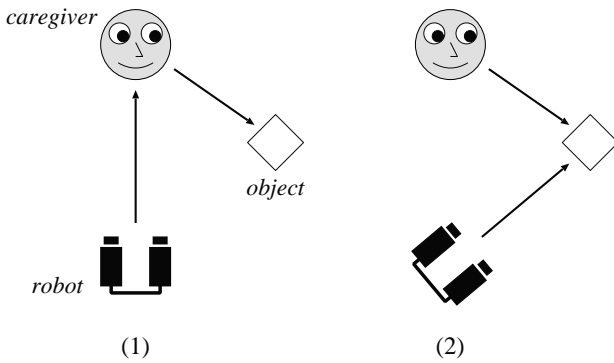


図 1 ロボットと養育者間の共同注意．ロボットは，(1) 養育者を観察し，養育者が注意を向けている方向を推定する．そして，(2) 推定した方向へカメラを向けることによって，対象物を発見し，共同注意を成立させる．

から養育者の注意方向を推定する．そして，(2) 推定した方向へカメラを向けることによって，養育者が見ていると予測される対象物を環境中から発見し，共同注意を成立させる．

共同注意の機能をもつことによって，ロボットは養育者との非言語的なコミュニケーションを実現し，人間の幼児のように，養育者から多くの知識を学ぶことが可能になる．また，この共同注意に基づいた他者との状況の共有という経験を通して，ロボットは心の理論 [Baron-Cohen 95] と呼ばれる他者理解の能力を獲得し，真に社会的な存在となることが期待される．

4. 共同注意のための発達の学習モデル

本研究で提案する共同注意のための発達の学習モデルを図 2 に示す．本モデルは，ロボットのタスク学習メカニズムとしてのニューラルネットワーク (NN) と，養育者のタスク評価器の二つのモジュールから構成される．そして，各モジュールには，学習の進展をトリガとして引き起こされる発達のメカニズム (ロボットの発達メカニズムと養育者の発達メカニズム) が存在する．

共同注意タスクの手順として，ロボットは，まずある対象物に注意を向けている養育者を観察し (図 1 (1) の状況)，その時のカメラ画像を NN への入力として獲得する．そして，入力画像から網膜層，視覚野層を介して，運動出力として，養育者が注意を向けているものと同じ対象物を注視するための，カメラの変位角度を生成する (図 1 (2) の状況)．一方，養育者は，ロボットが表出したカメラの視線方向と，対象物が置かれた位置を観察し，その間の誤差を推定する．そして，その誤差に基づき，共同注意タスクの成否を表す評価値 (1 or 0) を決定して，ロボットに付与する．ロボットは養育者から与えられた評価値に基づいて，NN の学習を行なう．また，学習の経過と並行して，ロボットと養育者の発達がそれぞれのモジュール内で進行する．

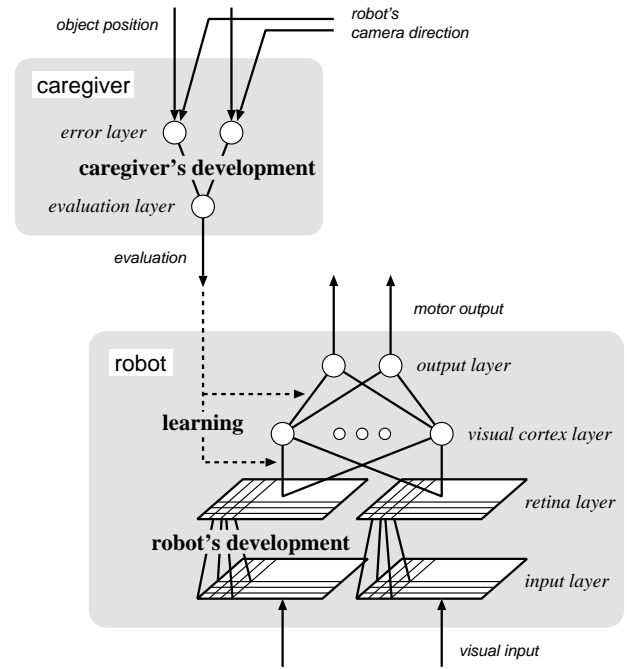


図 2 共同注意のための発達の学習モデル

以降の節で，タスク学習のメカニズムと，養育者とロボットの発達メカニズムについて順に説明する．

4.1 学習メカニズム

ロボットは，NN の網膜層 - 視覚野層間と，視覚野層 - 出力層間の結合荷重 W_k^{rc} , W_k^{co} を，養育者から与えられる評価値 V_k に基づいて学習する．ここで， k は学習ステップである．

評価値 V_k は， $V_k = 1$ のときタスクが成功したことを， $V_k = 0$ のとき失敗したことを意味する．ロボットはタスクの成否に基づき，次学習ステップ ($k+1$) の結合荷重を，

$$W_{k+1}^{rc,co} = \begin{cases} W_k^{rc,co}, & \text{when } V_k = 1 \\ W_k^{rc,co} \pm \Delta W, & \text{when } V_k = 0 \end{cases} \quad (1)$$

として更新する．ここで， ΔW は微小なランダム値である．つまり，タスクが成功したときには，ロボットはその時点の結合荷重を保持し，失敗したときには僅かに変更するという方法である．

4.2 養育者の発達メカニズム

学習の経過と並行して，養育者はタスクを評価する際の評価基準を，ロボットのタスクパフォーマンスに応じて徐々に変更するという発達の变化を起こす．タスクの評価方法として，養育者は，まずロボットの運動出力であるカメラの視線方向と，対象物の位置を観察し，その間の角度誤差 e_k を推定する．そして，この e_k をもとに，

次式により V_k を決定する .

$$V_k = \begin{cases} 1, & \text{when } e_k \leq \theta_k \\ 0, & \text{when } e_k > \theta_k \end{cases} \quad (2)$$

ここで, θ_k はタスクの許容誤差を示す値で, ロボットの出力誤差の平均値 E_k (= ave. of e_k) を用いて,

$$\theta_k = E_{k-1} - \epsilon \quad (\epsilon: \text{a small value}) \quad (3)$$

と定義される . つまり, 養育者はロボットの平均出力誤差よりも僅かに小さな値を評価基準に, それよりも誤差が小さい場合には評価値 1 を, 大きい場合には 0 をロボットに与えることによって, ロボットのタスクパフォーマンスに合わせたタスク評価を行なう . また, θ_k を更新するタイミングは, 学習が進展したとき, つまり

$$E_{k-1} < \min E_j \quad (0 \leq j < k-1) \quad (4)$$

のときとする . これにより, ロボットの出力誤差が一時的に増加することによる発達のマイナス方向への変化を防ぎ, 学習の進展と同期した発達を実現する .

養育者の発達の様子を図 3 の右側に示す . 図中の斜線で表示された扇型の領域が, θ_k で定義される共同注意タスクの評価範囲を表しており, ロボットの運動出力 (カメラヘッドから伸びている矢印) がこの範囲内に入れば評価値 1, 範囲外であれば 0 がロボットに与えられることになる . この図から, (a) 学習初期には扇型の領域が広く, 誤差の大きな運動出力に対しても評価値 1 を与える, つまり, タスクの難易度を低く設定していることが確認できる . そして, 学習の進展に伴い, 徐々にこの扇型の領域を狭めていくことによって, (b) 学習後期ではより難易度の高い, 正確な共同注意タスクの学習を実現していることが理解できる .

4.3 ロボットの発達メカニズム

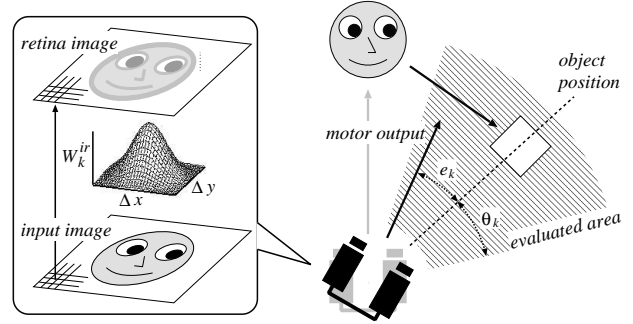
タスク学習の進展と同期して, ロボット側では視覚機能の発達が, NN の入力層 - 網膜層間の結合荷重の変化として生じる . 両層における情報を画像情報とし, 学習ステップ k における両層間の結合荷重 W_k^{ir} を, ガウス関数を用いて次式の空間フィルタとして表現する .

$$W_k^{ir} = \exp\left(-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (5)$$

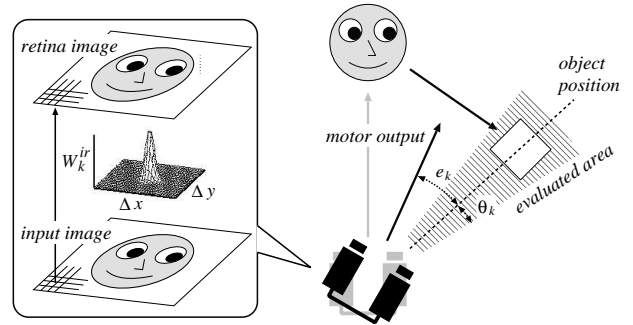
ここで, (x, y) , (x_c, y_c) , σ_k は, それぞれ, 入力画像上の位置, 空間フィルタを施す注目画素位置, 空間フィルタの鮮明度を表す値である . そして, σ_k の値を, 学習開始時と前学習ステップでのロボットの平均出力誤差 E_{init} , E_{k-1} と, 学習終了時の許容誤差 E_{fin} を用いて,

$$\sigma_k = \sigma_{init} \left(\frac{E_{k-1} - E_{fin}}{E_{init} - E_{fin}} \right) \quad (6)$$

として表現する . ここで, σ_{init} と E_{fin} はそれぞれ視覚発達の初期状態と終了条件を示す定数として, 学習開始時に設計者が規定するものである . 上記のような σ_k の定義は,



(a) 学習初期



(b) 学習後期

図 3 ロボットの視覚発達 (左側) と養育者の発達 (右側)

学習初期に $E_{k-1} \approx E_{init}$ であることから, 空間フィルタが平滑率の高いフィルタとなっていたのが, 学習の進展とともに出力誤差が減少し, 学習後期には $E_{k-1} \approx E_{fin}$ となることによって, フィルタが透過フィルタへ近付くことを意味する . また, σ_k を更新するタイミングは, 養育者の発達を表現した θ_k の更新と同様に,

$$E_{k-1} < \min E_j \quad (0 \leq j < k-1) \quad (7)$$

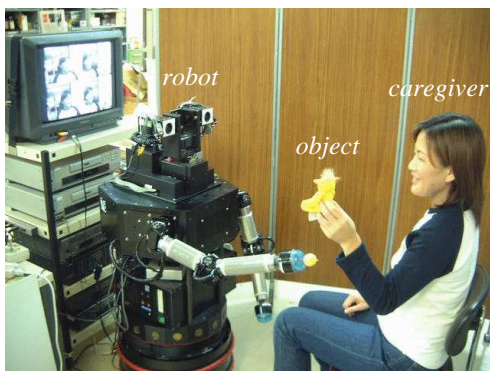
のときとする . これによって, 学習の進展と同期した, また養育者の発達とも同期したロボットの発達を実現する . 尚, 本メカニズムは, 人間の幼児の視覚発達について示唆されている「網膜画像の解像度は, それを処理する皮質神経系の処理能力によって決定される」という説 [Bremner 94] に基づいており, 認知科学を構成論的に議論する研究として意味をもつものである .

図 3 の左側にロボットの視覚発達のメカニズムを模式的に示す . 入力画像と網膜画像間にガウス関数で表現される空間フィルタが存在し, このフィルタの傾きが変化することによって, 視覚機能の発達を表現している . つまり, (a) 学習初期には空間フィルタが平坦で, 網膜画像が不鮮明であったのが, (b) 学習後期にはフィルタが急勾配になり, 透過フィルタと同等になることによって入力画像がそのままの鮮明な状態で網膜に投影される, というメカニズムである .

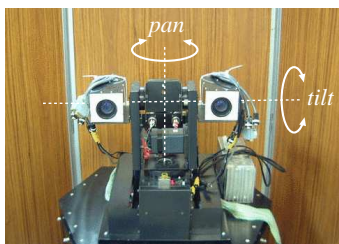
5. 実 験

5.1 実 験 設 定

提案する発達の学習モデルを実ロボットへ実装し、学習性能を評価する実験を行なった。実験環境を図 4 (a) に、実験に用いたロボットのカメラヘッド部分を同図 (b) に示す。ロボットと養育者が一対一で対面し、各々の位置は固定とする。養育者は対象物を手に持ち、様々な位置へ動かして、対象物の方向へ視線(顔)を向ける。ロボットはその様子をカメラを通して観察し、養育者の顔画像を NN への入力、対象物を注視するために動かすカメラヘッドの変位角度を出力として、養育者から与えられる評価値に基づいて学習を行なう。尚、今回の実験で用いる NN の各層のニューロン数は、入力層 750 個(顔領域を抽出した 30×25 画素の画像)、網膜層 750 個 +1 個(閾値設定用)、視覚野層 7 個 +1 個(閾値設定用)、出力層 2 個(パン角, チルト角)である。視覚野層のニューロン数は、予備実験から、学習後の出力誤差が 5% 以下であるという条件のもとで最少の数としている。また、オフラインでの実験を行なうため、ロボットのカメラヘッドの最大変位角度(パン方向 ± 45 度, チルト方向 ± 25 度)をそれぞれ 20 度ごとに離散化し、15 方向について各 5 個、計 75 個の学習データを獲得して、それを繰り返しロボットに与えることで学習を実現する。



(a) 実験環境



(b) ロボットのカメラヘッド

図 4 実験設定

以上の方法で、学習と発達メカニズムのパラメータ設定を様々に変化させて実験を行ない、学習速度と学習後のタスクパフォーマンスについて比較した。今回、50 パターン以上のパラメータ設定で実験を行なった結果、全ての条件において同様の特性が観察されたので、以降の節ではその一例として、式 (1) ~ (8) で用いる定数をそれぞれ $\Delta W = 0.007$, $\epsilon = 0.02$, $\sigma_{init} = 3.0$, $E_{fin} = 0.05$, $\epsilon' = 0.02$ と設定したときの実験結果を示す。

5.2 学習速度の評価

発達メカニズムによって学習速度にどのような効果が現れるか検証するため、本研究で提案した発達の学習モデルと、発達メカニズムをもたない(既に成熟したメカニズムをもつ)モデルの学習速度を比較した。ここで、成熟したメカニズムとは、養育者側においてタスクの評価基準を示す式 (3) が、

$$\theta_k = \epsilon' \quad (\epsilon': \text{a small value}) \quad (8)$$

であること、または、ロボット側において入力層 - 網膜層間の空間フィルタを表す式 (5) が、

$$W_k^{ir} = \begin{cases} 1, & x = x_c, y = y_c \\ 0, & x \neq x_c, y \neq y_c \end{cases} \quad (9)$$

であることに相当する。つまり、養育者はタスクの難易度を学習初期から高く設定し、また、ロボットの視覚は学習初期から網膜層に鮮明な画像を獲得できていることを意味する。

ロボットと養育者の発達メカニズムの有無による四種類の学習モデルについて、学習速度を比較した。学習過程における NN の出力誤差の推移を図 5 に示す。ここで、*RC-dev. model* は、本研究で提案したロボットと養育者の発達メカニズムを有する学習モデル、*R-dev. model*、*C-dev. model* は、それぞれロボットのみ、または養育者のみの発達メカニズムをもち、他方は既に成熟しているモデル、*Matured model* はどちらの発達メカニズムももたない、つまり、ロボット、養育者ともに、既に成熟したメカニズムをもつ学習モデルである。これより、四種類のモデルの学習速度を比較すると、養育者の発達メカニズムが付加されることによって、*Matured model* が *C-dev. model* の曲線へ、また *R-dev. model* が *RC-dev. model* の曲線へと変化しており、それぞれ学習が高速化されていることが確認できる。これは、養育者がタスクの難易度を、ロボットのパフォーマンスに応じて徐々に難しくしていくことによって、段階的な学習を実現したためと考えられる。一方、ロボットの発達メカニズムに関しては、*Matured model* が *R-dev. model* の曲線へ、また *C-dev. model* が *RC-dev. model* の曲線へと変化しており、学習を遅延させてしまっている、つまりマイナスの効果を与えていることが観察される。これは、学習の初期・中期段階ではロボットの視覚機能が低いこと

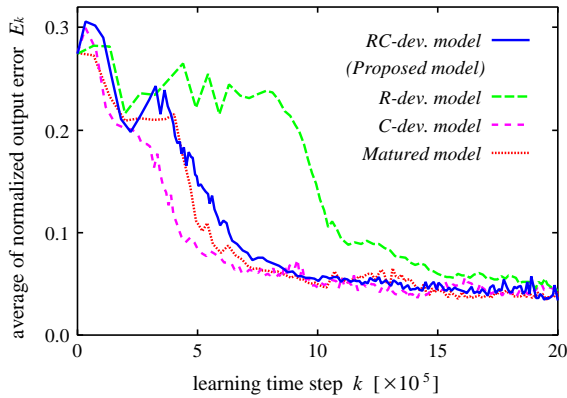


図 5 学習過程における NN の平均正規化出力誤差の推移

によって入力画像上の情報が奪われ、養育者の注意方向を正確に推定できなかったためと考えられる。

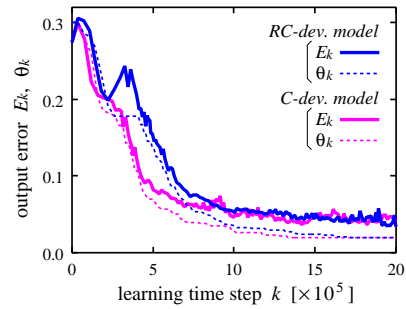
5.3 発達のトリガと学習速度の関係

学習速度に関して、発達のプロセスだけではなく、発達を引き起こすトリガがどのような影響を与えているのかを検討した。本研究で提案したモデルでは、ロボットと養育者の発達とともに学習の進展をトリガとして引き起こされる。これに対して、発達が予め定義された時間のスケジューリングに沿って進行する場合を考え、両パターンでの学習速度を比較した。

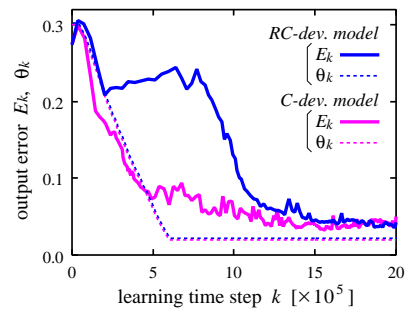
図 6 に各発達トリガでの NN の誤差推移のグラフを示す。(a) は学習の進展をトリガとした場合、(b) は時間スケジューリングに沿って発達が起きる場合である。(b) の発達の時間スケジューリングは、数回の試行錯誤実験の中で最も学習高速化の効果を現したものを採用した。それぞれ、太い実線が各学習モデルの出力誤差の推移、細い破線がそのときの養育者の発達を表す θ_k の変化を示している。ここでは、ロボットの発達を示す線は省略した。図 6 の比較から、発達のトリガと学習速度の関係について以下のことが確認できる。

- 養育者の発達メカニズムは、そのトリガに依らず学習を高速化させる可能性をもつ。
- ただし、発達が時間スケジューリングに沿って生じる場合は、学習の高速化の効果は発達のスケジュールに大きく依存するため、適切な設定をするには試行錯誤を必要とする。そして、最も学習が高速化される場合でも、その効果の大きさは学習の進展と同期した発達による効果と同程度である。
- これに対して、学習の進展をトリガとして発達が生じる場合は、発達が学習と同期して進行し、各学習ステップでのパフォーマンスに応じた適当な難易度のタスク学習を実現するため、確実に学習が高速化される ($\epsilon = \pm 0.05$ の範囲内でこれを確認)。

以上の結果から、学習速度に関しては、本研究で提案した発達の学習モデルの養育者の発達メカニズムが、学習の



(a) 学習の進展をトリガとして発達が起きる場合



(b) 時間スケジューリングに沿って発達が起きる場合

図 6 発達を引き起こすトリガと学習速度の関係

高速化という点で有益な効果を挙げることが確認できた。

5.4 学習後のタスクパフォーマンスの評価

次に、学習速度の評価に用いた四種類の学習モデル *RC-dev. model*, *R-dev. model*, *C-dev. model*, *Matured model* について、学習後のタスクパフォーマンスの評価を行なった。まず、図 5 のグラフから学習データに対する最終的な誤差の値を比較すると、どの学習モデルについてもほぼ同じ値を示していることが確認できる。

そこで、学習後の各モデルの NN に対して、学習に用いたデータとは異なる未知の入力データ (養育者一定、対象物の提示位置変化、照明条件変化) を 45 個与えて、そのときの出力誤差を比較した。図 7 に各モデルの平均出力誤差と標準偏差のグラフを示す。これより、*RC-dev. model* と *C-dev. model*, そして *R-dev. model* と *Matured model* をそれぞれ比較すると、学習モデルにロボットの発達メカニズムが付加されることによって、学習後の出力誤差が減少する、つまりタスクパフォーマンスが向上していることが確認できる。また、これらの結果についてテューキーの方法 [石村 92] により統計的検定を行なったところ、有意水準 5% で、ロボットの発達メカニズムをもつモデルともたないモデルとの全ての組合せの間に有意な差があることが認められた。このような結果は、学習速度の点ではマイナスの効果を与えてい

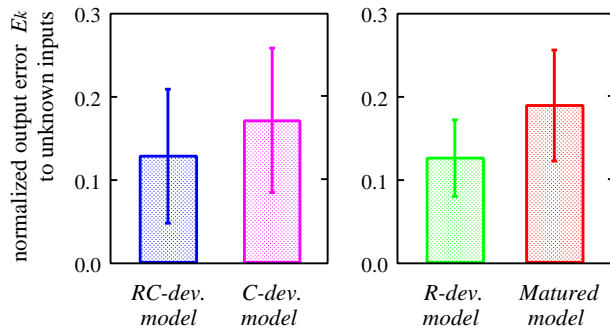


図 7 学習後の NN の未知入力に対する平均出力誤差

たロボットの視覚機能の未熟さが、学習初期・中期の段階で入力画像を平滑化することによって学習データに含まれる誤差を吸収し、より汎化性の高い能力の獲得を実現したためと考えられる。

5.5 学習後の NN の内部表現とタスクパフォーマンスの関係

ロボットの発達メカニズムによるタスクパフォーマンスの向上について、より具体的なメカニズムを理解するため、学習で得られた NN がどのような認識を行なっているのか、NN の内部表現を観察した。図 8 に学習後の NN に様々なパターンの未知入力データ (5.4 節と同様) を 45 個与えたときの、視覚野層ニューロンの平均活性化度と標準偏差のグラフを示す。ここでは、閾値設定用ニューロンを除く 7 個のニューロン (#0 ~ #6) について表示した。この結果から注目すべき点は、各学習モデルが標準偏差 0 のニューロン、つまり認識に一切利用していないニューロンをもつことである。RC-dev. model では #2 と #3 のニューロン、R-dev. model では #3 と #6、Matured model では #2 のニューロンがそれに相当する。そして、この未使用ニューロンの数が、学習モデルにロボットの発達メカニズムが付加されることによって、増加していることも確認できる。また、パラメータ設定を変化させての 50 回以上の学習実験の結果でも、未使用ニューロンの平均数はそれぞれ RC-dev. model: 1.2 個、R-dev. model: 1.2 個、C-dev. model: 0.7 個、Matured model: 0.6 個となっており、ロボットの発達メカニズムによって内部表現がコンパクトになっていることが分かる。以上より、ロボットの発達とタスクパフォーマンスの関係について考察すると、

- 学習モデルがロボットの視覚発達のメカニズムをもつことによって、学習初期・中期の段階で入力データが平滑化される、
- そして、平滑化によって入力画像における変化量の大きな成分 (主成分) のみが抽出され、視覚野層ではこの主成分空間上での解探索が行なわれる、
- その結果、認識に必要とする視覚野層ニューロンの数が減少し、学習データに含まれる誤差も吸収され、

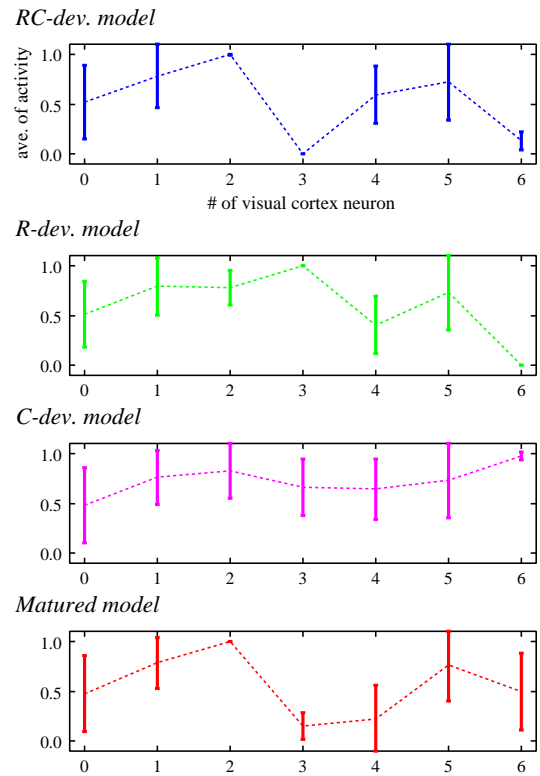


図 8 学習後の視覚野層ニューロンの平均活性化度と標準偏差

NN はより汎化能力の高いものになる、と推測される。つまり、ロボットの発達による NN の内部表現のコンパクト化が、タスクパフォーマンスの向上の要因と考えられる。

5.6 共同注意の実験

最後に、提案モデルの学習で得られた NN を用いて、共同注意の実験を行なった。実験環境は図 4 (a) に示した通りである。ロボットが学習後の NN を用いて養育者の注意方向を推定しているときの、ロボットのカメラ画像を図 9 に示す。それぞれ、ロボットの左カメラで観察した画像である。養育者の顔の上に描かれた四角い枠が、テンプレートマッチング法で検出された養育者の顔の位置で、この部分の画像がロボットの NN への入力となる。そして、養育者の眉間から伸びた直線が NN の出力、つまり養育者が見ている対象物と同じものを注視するための、ロボットのカメラヘッドの変位角度を表している。それぞれ、直線の x 軸方向成分がパン角の大きさ、 y 軸方向成分がチルト角の大きさに相当する。ロボットはこの直線の方角へカメラを回転させることによって、養育者が注意を向けている対象物を環境中から発見することができる。

本実験では、ロボットがカメラ画像中心から $1/4$ の範囲内に対象物を捉えることができたときに共同注意は成功したと判断し、その基準のもと、発達の学習モデルで獲得された NN を用いて、95% (19/20 回) の確率で共

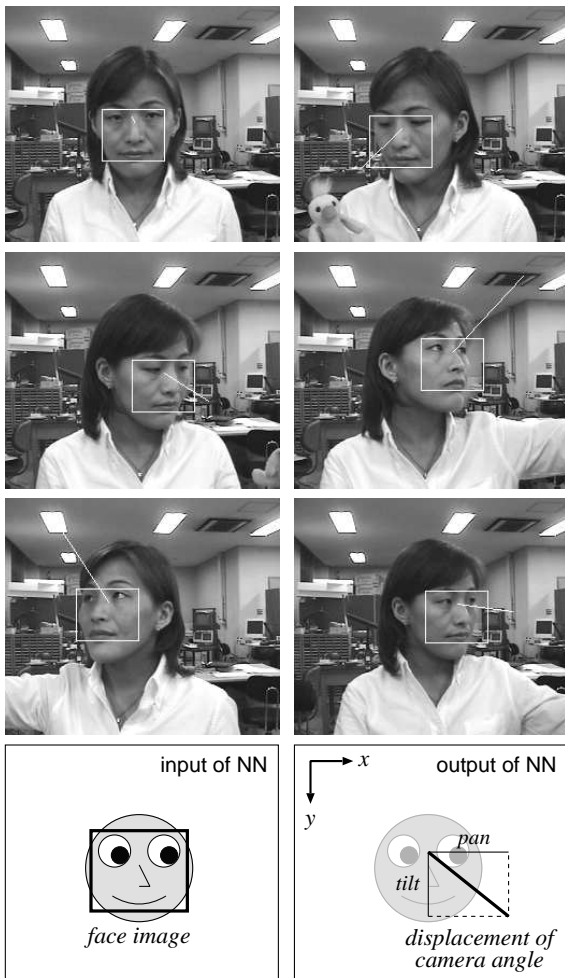


図 9 共同注意の実験結果

共同注意が実現可能であることを確認した。ただし、今回の実験では一定の養育者に対してしか学習を行なっておらず、学習で得られた NN もその養育者のみにしか対応することができなかった。そこで、今後は複数人の養育者を対象とした実験を行なうことで、より共同注意の本質を捉えるような NN の獲得を目指す。

6. おわりに

本研究では、ロボットが養育者との相互作用を通して共同注意の能力を獲得するためのモデルとして、発達の学習モデルを提案した。本モデルは認知発達研究で示唆されている「発達がタスク学習の一助となる」という考えに基づき、タスクを習得するための学習のメカニズムと、ロボットと養育者の二種類の発達メカニズムから構成される。そして、学習の進展が二種類の発達を引き起こすトリガとなり、学習と発達が同期して進行するという特徴を有する。本論文では、提案したモデルを実ロボットへ実装し、学習性能を評価する実験を行なった結果、以下のことが確認された。

- ロボットは養育者との相互作用を通じた学習によっ

て、共同注意の能力を獲得することができる。

- 養育者がタスクの難易度を徐々に困難なレベルへと変化させるような発達のメカニズムをもつことによって、学習は加速される。さらに、養育者の発達が学習の進展をトリガとして起きることによって、学習の高速化の効果は増大する。
- 学習の進展と同期してロボットの視覚機能が発達することによって、学習後の NN の内部表現がコンパクトになる。そして、より抽象化の高い認識を実現することで、タスクパフォーマンスが向上する。

つまり、提案した学習モデルに含まれる二種類の発達メカニズムが、ともに学習性能の向上に寄与したという結果である。そして、これらの結果は認知発達学における知見を実証的にサポートしているとともに、発達と学習の同期性が重要であること、また、発達によって学習モデルの内部表現がより抽象化され得ることを示しており、構成論的立場から幼児の発達と学習メカニズムの理解に示唆を与えるものと期待する。

今後は、発達のプロセスが学習に与えた様々な効果について、より詳細な分析を行なっていく。例えば、ロボットの視覚機能の未成熟段階において、入力画像の抽象化がいかに行なわれたのかという問題や、ロボットの視覚発達によって生じる学習曲線の逆 U 字型変化 (図 5 *R-dev. model* 参照) では、どのような内部機能の変化が起きているのかという問題が挙げられる。特に、学習曲線の逆 U 字型変化は、人間の幼児の場合でも類似した現象が観察されており [多賀 02]、非常に興味深い問題である。また、別の課題として、そもそも共同注意の機能がどうして学習されるのか、ロボットはなぜ養育者の注意方向を推定し、共同注意を行なおうとするのか、という疑問がある。これは、真に社会的に発達するロボットを研究していく上では避けて通ることのできない問題で、このメカニズムが理解できれば、幼児の認知発達研究にも大きな示唆が与えられるものと考えられる。今後は、より幼児の学習・発達のプロセスに沿った条件で、ロボットに共同注意を学習させ、上記に挙げた課題に取り組んでいく予定である。

謝 辞

本研究の一部は、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)
- [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)
- [Dominguez 01] Dominguez, M. and Jacobs, R. A.: Visual Development and the Acquisition of Binocular Disparity Sensitivities, in *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning* (2001)
- [Elman 96] Elman, J. L., Bates, E. A., Johnson, M. H., Karmiloff-Smith, A., Parisi, D., and Plunkett, K.: *Rethinking Innateness: A connectionist perspective on development*, MIT Press (1996)
- [乾 01] 乾 敏郎, 安西 祐一郎 (編): 認知科学の新展開 1 - 認知発達と進化, 岩波書店 (2001)
- [石村 92] 石村 貞夫: 分散分析のはなし, 東京図書 (1992)
- [Johnson 97] Johnson, M. H.: *Developmental Cognitive Neuroscience*, Blackwell (1997)
- [Kozima 01a] 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)
- [小嶋 01b] 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)
- [Metta 99] Metta, G., Sandini, G., and Konczak, J.: A developmental approach to visually-guided reaching in artificial systems, *Neural Networks*, Vol. 12, pp. 1413–1427 (1999)
- [Metta 01] Metta, G., Sandini, G., Natale, L., and Panerai, F.: Development and Robotics, in *Proceedings of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 33–42 (2001)
- [Moore 95] Moore, C. and Dunham, P. J. eds.: *Joint Attention: Its Origins and Role in Development*, Lawrence Erlbaum Associates (1995)
- [Newport 90] Newport, E. L.: Maturational Constraints on Language Learning, *Cognitive Science*, Vol. 14, pp. 11–28 (1990)
- [Scassellati 02] Scassellati, B.: Theory of Mind for a Humanoid Robot, *Autonomous Robots*, Vol. 12, pp. 13–24 (2002)
- [多賀 02] 多賀 巖太郎: 脳と身体の動的デザイン - 運動・知覚の非線形力学と発達, 金子書房 (2002)
- [Uchibe 98] Uchibe, E., Asada, M., and Hosoda, K.: Environmental Complexity Control for Vision-Based Learning Mobile Robot, in *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1865–1870 (1998)

{ 担当委員: 岡 隆一 }

2002 年 11 月 6 日 受理

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。



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。



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。ビジュアルサーボ, 知能ロボットの研究に従事。博士 (工学)。