

発達と同期する学習モデルによる共同注意の獲得

長井志江 浅田稔 細田耕 (大阪大学大学院)

Joint Attention Acquisition based on Synchronized Development and Learning

*Yukie NAGAI, Minoru ASADA, and Koh HOSODA (Osaka University)

Abstract— This paper presents a developmental learning model for joint attention between a robot and a human caregiver. The proposed model has two synchronized developmental mechanisms: a robot's development and a caregiver's one, and both are triggered by the learning progress. The validity of the proposed model is demonstrated through experiments with an actual robot.

Key Words: robot learning, development, joint attention

1. はじめに

ロボットの学習モデルに発達メカニズムを付加することによって、学習の高速化や効率化、また学習後のタスクパフォーマンスの向上が期待される。認知発達研究の知見を参照しても、幼児の言語学習において、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、学習の一助となっていることが知られている^{3, 6)}。

Dominguez and Jacobs²⁾ は、両眼視差の学習において、学習者の視覚能力の段階的発達が、学習後のタスクパフォーマンスを向上させることを示した。また、Metta *et al.*⁴⁾ は、ロボットの跳躍性眼球運動の学習において、ロボットのカメラ画像の解像度を段階的に変化させることによって、学習が加速されることを示した。Uchibe *et al.*⁷⁾ は、ロボットのサッカータスク学習の効率化のために、環境の複雑さとロボットの状態空間の次元を、学習のパフォーマンスに合わせて、徐々に変化させる方法を提案した。しかし、これまでの研究は、発達が学習に及ぼす効果について結果論を述べているのみであり、効果が生まれたメカニズムについて議論したものは見られない。

そこで本研究では、ロボットのタスク学習の中でも、特にヒューマン-ロボットコミュニケーションの一要素である、共同注意⁵⁾ (Fig. 1 参照) に注目し、初期共同注意の学習を、ロボットが効率的に行なうための発達の学習モデルを提案する。本モデルは、学習者であるロボットと、学習を援助する養育者(人間)の、両方が発達のメカニズムをもち、その発達が学習の進展と同期して引き起こされるという特徴を有する。本稿では、認知発達ロボティクス研究¹⁾ の視点から解析実験を行ない、発達の要素による学習の効果と、その発現メカニズムの解明、特に、発達とそれを引き起こすトリガとの関連性を明らかにしていく。

2. 発達とは

2.1 発達の種類

共同注意に代表される、コミュニケーションメカニズムの学習における発達の变化は、学習主体であるロボットと、学習を援助する養育者の双方で起きていると考えられる。本研究では、それぞれの発達を以下のように定

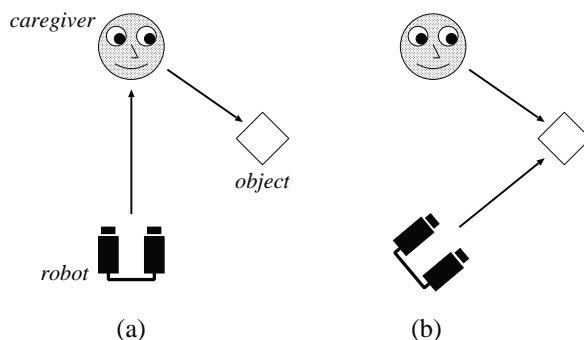


Fig. 1 Joint visual attention between a robot and a human caregiver. The robot (a) observes the caregiver and (b) identifies the object which the caregiver attends to.

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、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と変化させていくこと。

両者をまとめると、発達は、学習と比較して、不可逆な変化であること、タスクの種類に依存しない変化であること、その変化に対する報酬が非明示的に与えられること、という特徴を有する。

2.2 発達を引き起こすトリガ

ロボットと養育者の発達を引き起こすトリガとして、

- 予め定義された時刻を示す時計
- タスク学習の進展

の二つが考えられる。前者は、発達のメカニズムが遺伝的・生得的に設計され、学習の経過とは無関係に、発達が進んでいくことを意味する。これに対して後者は、発達が、学習という環境との相互作用を通じて、その進展と同期して引き起こされることを表す。

3. 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 Fig. 2 に示す。本モデルは、ロボットのためのニューラルネットワークと、養育者のためのタスク評価器の、二つのモジュールから構成される。そして、相互のモジュールに、学習の進展と同期進行する発達メカニズムをもつ。

共同注意タスクの手順として、まずロボットは、ある対象物に注意を向けている養育者を観察し (Fig. 1 (a) の状況)、その時のカメラ画像をニューラルネットワークへの入力とする。そして、ネットワークに入力された画像は、網膜層、視覚野層を経て、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、カメラの角運動量を出力する (Fig. 1 (b) 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、その推定誤差に基づき、共同注意タスクの成否を表す報酬を決定して、ロボットに付与する。この報酬に基づいて、ロボットのニューラルネットワークの学習が行われ、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同期進行する。

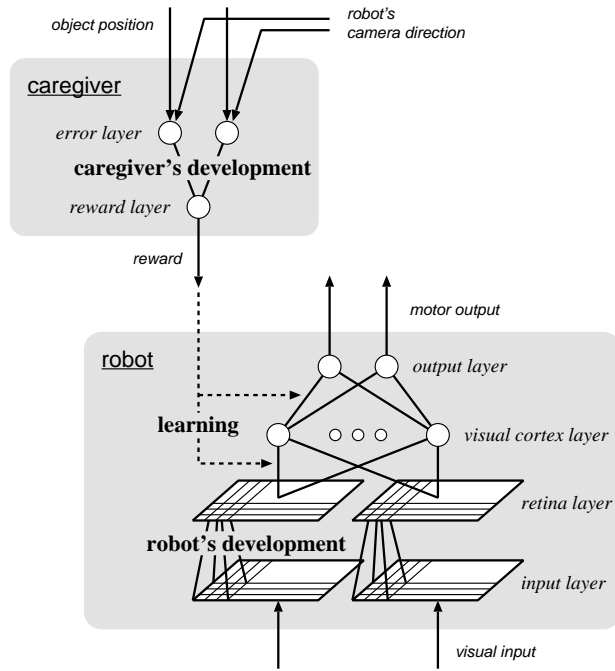


Fig. 2 A developmental learning model for joint attention

3.1 学習メカニズム

ロボットは、網膜層 - 視覚野層間と、視覚野層 - 出力層間のネットワークの結合荷重 W_k^{rc} , W_k^{co} を、養育者から与えられる報酬 R_k に基づいて学習する。ここで、 k は学習ステップ数である。

報酬 R_k は、 $R_k = 1$ のときタスクが成功したことを、 $R_k = 0$ 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、次ステップの結合荷重を、

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

のように更新する。つまり、タスクが成功した時には、その時点の結合荷重を保持し、失敗した時には、微小変更する (ΔW は微小なランダム値) という方法である。

3.2 養育者の発達メカニズム

養育者は、ロボットの出力誤差から報酬を決定するメカニズムに、発達の要素をもつ。学習ステップ k において、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が置かれた位置を観察し、角度誤差 e_k を推定する。そして、この e_k をもとに、次式により報酬 R_k を決定する。

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

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 $E_k (= \text{ave. of } e_k)$ を用いて、

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

と定義される。つまり、タスクの平均誤差より僅かに小さな値を基準に、それよりも誤差が小さい場合は報酬 1 を、大きい場合は 0 をロボットに与えることになる。また、 θ_k を更新するタイミングを、学習が進展したとき、つまり $E_{k-1} < \min E_j$ ($0 \leq j < k-1$) のときのみとする。これにより、タスク学習の後退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表した図を、Fig. 3 の右側に示す。この図より、(a) 学習初期では、養育者がロボットの出力に対して報酬 1 を与える範囲を広くし、タスクの難易度を低く設定しているのに対し、(b) 学習後期では、その範囲を狭めていくことによって、より正確な共同注意タスクの学習を実現していることが確認できる。

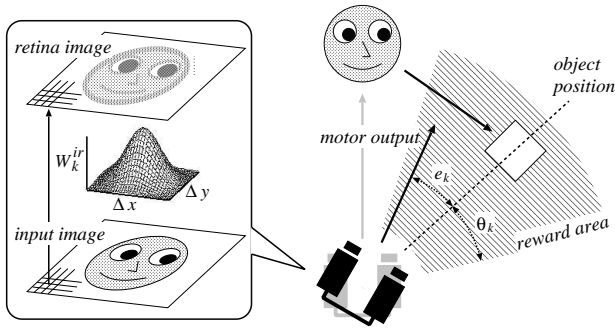
3.3 ロボットの発達メカニズム

ロボットは、入力層 - 網膜層間の結合荷重に視覚発達のメカニズムをもつ。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。

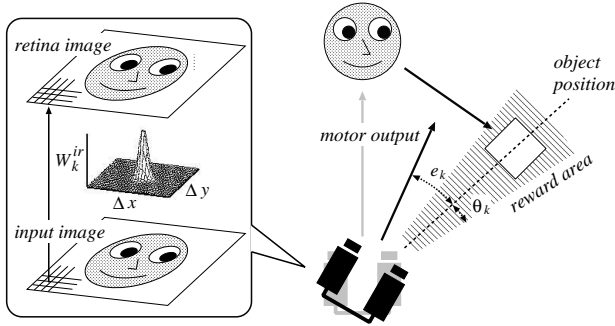
$$W_k^{ir} = \exp \left(-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2\sigma_k^2} \right) \quad (4)$$

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、

$$\sigma_k = \sigma_{init} \left(\frac{E_{k-1} - E_{fin}}{E_{init} - E_{fin}} \right) \quad (5)$$



(a) the early stage of the learning



(b) the later stage of the learning

Fig. 3 The appearances of the robot's development (in the left sides) and the caregiver's one (in the right sides)

のように表現する．これは，学習開始時には $E_{k-1} \approx E_{init}$ で，空間フィルタが平滑率の高いフィルタであったのが，学習後期には $E_{k-1} \approx E_{fin}$ となり，フィルタが透過フィルタになることを意味する．また， σ_k を更新するタイミングを， θ_k と同様に学習の進展と同期させて， $E_{k-1} < \min E_j$ ($0 \leq j < k-1$) のときとする．

以上の視覚発達メカニズムを模式的に表現したのが，Fig. 3 の左側である．これより，(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，入力画像がそのままの鮮明な状態で網膜に投影されていることが分かる．

4. 実験

4.1 実験設定

実験環境を Fig. 4 に示す．ロボットは養育者と一対一で対面し，各々の位置を固定とする．養育者は対象物を手に持ち，ロボットの観察可能範囲内で様々な位置へ動かして，その方向へ注意を向ける．ロボットはその様子をカメラを通して観察し，養育者の顔画像をニューラルネットワークへの入力，対象物を注視するためのカメラの角運動量（パン方向とチルト方向）を出力として，養育者から与えられる報酬に基づいて学習を行なう．

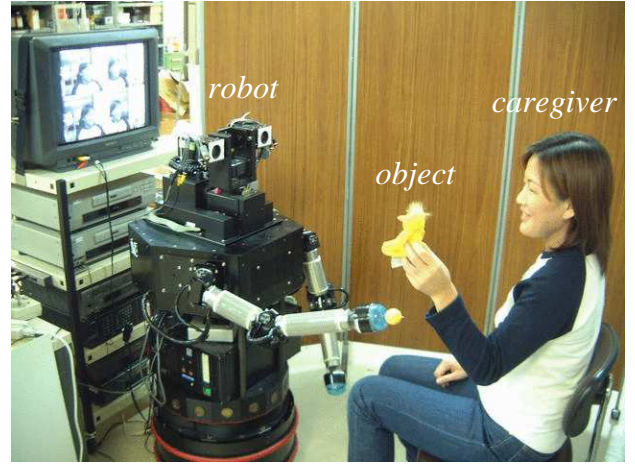


Fig. 4 An experimental setup for joint attention

4.2 学習速度の評価

発達メカニズムによって学習にどのような効果が現れるのか検証するため，まず，提案モデルと発達メカニズムをもたないモデルの学習速度を比較した．学習過程における平均正規化出力誤差の推移を Fig. 5 に示す．ここで，RC-dev. model は，本研究で提案する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，養育者のみの発達メカニズムをもつモデル，Matured model はどちらの発達メカニズムももたない，つまり，既に成熟したメカニズムをもつ学習モデルである．成熟したメカニズムとは，養育者側において eq. (3) に対応する式が，

$$\theta_k = \epsilon' \quad (\epsilon' \text{ is a small value}) \quad (6)$$

であること，また，ロボット側において eq. (4) が，

$$W_k^{ir} = \begin{cases} 1, & x = x_c, y = y_c \\ 0, & x \neq x_c, y \neq y_c \end{cases} \quad (7)$$

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．

Fig. 5 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，そして 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上げていくことによって，スムーズな学習を実現したためと考えられる．

4.3 学習速度と発達トリガの関係

前節の実験において，養育者の発達メカニズムがロボットのタスク学習を加速させる効果をもつことが確認できた．しかし，ここでの発達は，学習と同期して引き起こされるという特徴を有しており，発達そのものが学習高速化の本質であるのか，それとも，学習と同期させ

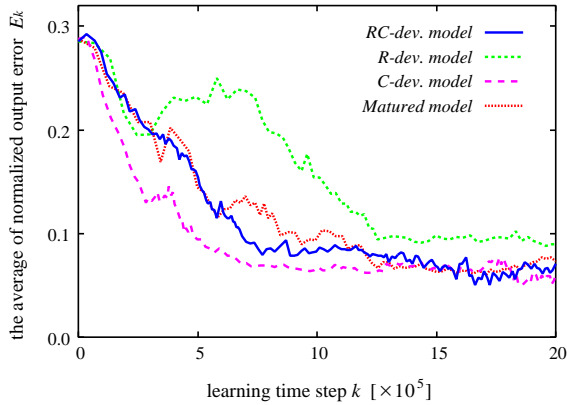


Fig. 5 The error transitions of four learning models. The RC-dev. model is the proposed model, and the R-dev. model, the C-dev. model, and the matured model denote a model which has only robot's development, which has only caregiver's one, and which does not have any development, respectively.

た発達トリガが大きな影響を与えているのか明らかではない。そこで、発達を引き起こすトリガと学習速度の間に、どのような関連性があるのか、2.2 で挙げた二つのトリガについてその効果の違いを検証した。

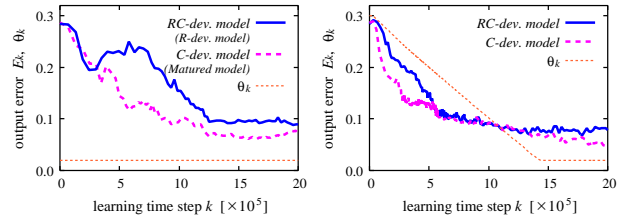
Fig. 6 に、各発達トリガでの誤差推移のグラフを示す。(a) は、養育者が非発達の（成熟したメカニズムをもつ）場合、(b) は逐次的な時刻を示す時計をトリガとして、養育者の発達が起きる場合、(c) は学習進展をトリガとする場合（本研究で提案したモデル）である。それぞれ、太線が各学習モデルの出力誤差の推移、細線がそのときの養育者の発達を表す θ_k の変化を示している。この結果から、

- 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、発達のトリガが時計で定義される場合は、学習高速化の効果の大きさは、元の（発達メカニズムをもたない）学習曲線と、トリガの設計指針に大きく依存するため、試行錯誤が必要とされる。
- これに対し、学習の進展をトリガとして発達が生じる場合は、発達が学習と同期進行し、各学習ステップでのパフォーマンスに合わせた適度な学習を可能にするため、確実に学習の高速化を実現することができる。

ということが確認できる。

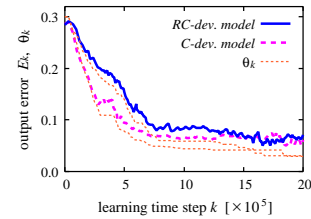
5. おわりに

本研究では、養育者とロボット間の共同注意の学習を効率的に行なうための、発達の学習モデルを提案した。本モデルは、学習者であるロボットと、学習を援助する養育者の、両方に発達のメカニズムをもち、それらが、学習の進展と同期して引き起こされるという特徴を有する。本稿では、提案したモデルを実ロボットに実装し、学習実験を行なった結果、養育者の発達メカニズムによって学習が高速化されること、そして、その発達が学習の進展と同期して生じることによって、より効果を



(a) no development

(b) sequential clock



(c) learning progress (proposed model)

Fig. 6 The relationships between the trigger for the caregiver's development and the learning speed

増大させることを確認した。

今後は、発達のもう一つの要素である、ロボットの発達メカニズムについて、学習にどのような効果が現れるのか検証し、またその発現のメカニズムを解明していく予定である。

参考文献

- 1) M. Asada, K. F. MacDorman, H. Ishiguro, and Y. Kuniyoshi. "Cognitive Developmental Robotics As a New Paradigm for the Design of Humanoid Robots," *Robotics and Autonomous System*, Vol. 37, pp. 185-193, 2001.
- 2) M. Dominguez and R. A. Jacobs. "Visual Development and the Acquisition of Binocular Disparity Sensitivities," In *Proc. of the Eighteenth International Conference on Machine Learning*, 2001.
- 3) M. H. Johnson. *Developmental Cognitive Neuroscience*, Blackwell, 1997.
- 4) G. Metta, G. Sandini, L. Natale, and F. Panerai. "Development and Robotics," In *Proc. of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 33-42, 2001.
- 5) C. Moore and P. J. Dunham, editors. *Joint Attention: Its Origins and Role in Development*, Lawrence Erlbaum Associates, 1995.
- 6) E. L. Newport. "Maturational Constraints on Language Learning," *Cognitive Science*, Vol. 14, pp. 11-28, 1990.
- 7) E. Uchibe, M. Asada, and K. Hosoda. "Environmental Complexity Control for Vision-Based Learning Mobile Robot," In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1865-1870, 1998.