視覚の精緻化が導くミラーニューロンシステムの発達モデル

○河合祐司(阪大院)長井志江(阪大院)浅田稔(阪大院, JST ERATO)

1. はじめに

ミラーニューロンシステム (MNS) とは他個体の運動 を観察しているときと、その運動を自ら実行している ときに共通して活動する神経細胞群である [1]. MNS は脳科学にとどまらず、発達心理学やロボティクスな どの多くの分野で研究されており、MNS のもたらす認 知機能が明らかになりつつある.しかし、その一方で MNS の発達メカニズムは未だ解明されていない.

Heyes らのグループ [2] は MNS 発達モデルとして associative sequence learning (ASL) モデルを提案し ている.乳児は運動表象と視覚表象の連合を学習する ときに,他者に模倣されることによって,自己の運動 表象とそれに対応する他者運動の視覚表象の連合,す なわち MNSを獲得するというものである.しかし,こ の ASL モデルは単純かつ概念的なモデルであり,高次 の視覚表象,特に自他を区別した視覚表象がどのよう に構成されるのかについては考慮されていない.

従来の計算論的な MNS モデルとして,自他運動の 等価性を用いたモデル [3] では,ロボットはあらかじめ 自己の感覚運動マップを学習した後に,他者運動を自 己運動と同一のものと認識することで模倣を行ってい る.しかし,このモデルでは自他運動を区別すること ができない.ロボット (乳児)の自他の区別はターンテ イキングといった社会的振る舞いに必要不可欠である ため,自他運動の等価性にのみ着目したモデルでは不 十分である.また,視覚入力が自他別々に与えられる モデル [4,5] では,ロボットがどのように自他を区別 するのかという問題は説明できない.人の乳児は自他 の境界があいまいな状態であるといわれている [6] こと から,乳児が自他を区別していく過程をも再現するモ デルが望ましいと考えられる.

そこで本研究では乳児の視覚発達が自他の区別とそ の対応付け、すなわち MNS の発達をもたらす計算論 的なモデルを提案する. ロボットは図1のような他者 との対面インタラクションによって、自己の運動指令 と視覚表象の連合学習を行う。これは ASL モデルと同 様の枠組みであるが、我々はこのモデルに視覚表象の 精緻化メカニズムを導入する。学習初期のロボットは 低い時空間解像度の未熟な視覚を有し、自他の運動に 関する視覚表象を形成する. このとき, ロボットは未 熟な視覚のため他者の応答行動の遅れや視点の違いを 検出できず、自他未分化な視覚表象を獲得すると考え られる. つまりこの期間に獲得される連合は、結果的 に自己の運動指令と他者の運動を対応づけたものにな る. そして、ロボットの視覚は視覚経験により発達し、 徐々に自他の分化した視覚表象を形成する.しかし、ロ ボットは自他未分化期の経験や自他運動の類似性によ り、他者の運動と自己の運動指令の対応付け、すなわ ち MNS を獲得することができると考えられる.



図 1MNS 発達のための人-ロボットインタラクション

2. 前提条件と問題設定

図1のような乳児型ロボットと実験者の対面インタ ラクションを想定する.ロボットは実験者とのやりと りを通して,自己の運動指令と観察した身体運動の対 応関係を学習する.以下に提案モデルの前提条件を挙 げる.

- ロボットと実験者は相同の運動レパートリーを持つ。
- 実験者はロボットの運動に対して遅れのある随伴 運動をし、一定の割合でロボットを模倣する。
- ロボットの視野は限られており、他者の運動の観 測時にロボットは他者の上半身を見る。
- ロボットは自他の運動をオプティカルフローとして検出する。

以上の前提条件のもと、本研究では MNS 発達に関 わる 2 つの問題を扱うこととする.1 つは自他分離問 題である.ロボットは他者運動の遅れや視点の違いか ら、自他を分離した視覚表象を学習する.もう1 つは 自他の対応関係問題である.ロボットは自己の運動指 令とそれに対応する他者の運動の連合を学習する.

3. MNS 発達モデル

3.1 モデルの概要

図2に提案モデルの概要図を示す.このモデルは2 つの層で構成されており、上側が視覚表象層(V)、下 側が運動表象層(M)である.ロボットの観測した運動 情報はVに入力される.図中で赤い矢印が自己運動 (V_s)、青い矢印が他者運動(V_o)を表しており、これら の視覚情報がクラスタを形成している.Mは運動指令 のレパートリーで構成されている.

ロボットの視覚の精緻化と、VとMの連合学習は同時進行する.この連合はV中のクラスタとM中の運動指令のヘブ学習により獲得される.図2(a)は学習初期を表しているが、ロボットは未熟な視覚により他者運動の遅れなどの自他運動間の差違を検出できず、V



図2 未熟な視覚がもたらす MNS 発達モデル。発達初 期(a)では運動指令と自他未分化な視覚クラスタの 結合を獲得する 発達後期 (b) では自他の分化した クラスタが得られるが、対応した運動指令との結合 は維持される。

中の紫の領域のような自他が未分化なクラスタを形成 する。この状態で運動指令とのヘブ学習を行うと、自 他の区別をすることなく他者運動と自己の運動指令を 結び付けることができる.図2(b)に学習後期の様子を 示している.視覚が発達することで自他運動のクラス タが分化する。図中で赤い領域が自己、青い領域が他 者運動のクラスタを表している。このモデルの重要な 点の一つとして、 クラスタが分化するときに、 分裂し たクラスタの初期結合荷重は分裂前のもののコピーを 用いることとする。自他未分化期に獲得された結合を 保存することによって、視覚クラスタが自他間で分化 したとしても他者運動との対応を保持することができ る. したがって、ASL モデルに視覚発達メカニズムを 導入することで、MNS に必要とされる自他の区別と対 応の両方を学習することができる。

3.2 視覚発達メカニズム

運動観察により得られた時系列のオプティカルフロー に3種類の視覚解像度処理を施し、視覚入力 v を得る。 このとき、乳児の視覚発達を再現するために、ロボッ トの視覚の時空間解像度を変化させる。その符号化方 法を図3に示す。今回、3段階の視覚発達過程を想定 し, (a) はその発達初期, (b) は発達後期である.

1) 空間解像度: 一つ目は視覚受容野に関する解像度 であり、図 3(b) 中の白い楕円で表されている。それぞ れの受容野内でオプティカルフローを積算し、オプティ カルフローのヒストグラムを作成する。この受容野の 増加が視覚発達を表現する.初めは受容野を1つとし (図 3(a)), 視覚情報を1つのヒストグラムとして表す. そして成熟した視覚では、受容野を9つ(図3(b))設置 する.

2) 方向解像度: 二つ目はオプティカルフローの角度 を離散化するときの角度の解像度であり、図3の赤い 矢印で表されている。発達初期、オプティカルフロー





(a) 未熟な視覚 (1 空間解像度, (b) 成熟した視覚 (9 空間解像 4 方向解像度, 1 時間解像度)

度, 18 方向解像度, 4 時間解 像度)

図3 視覚発達メカニズム、3段階の発達過程のうち、最 初(a)と最後(b)を示している。

は90°ごとに離散化され、4つの方向選択性をもつヒ ストグラムが作成される (図 3(a)). そして,発達後期 の方向解像度は 20°ごとの 18 とする (図 3(b)).

3) 時間解像度: 三つ目はオプティカルフローを積算 する時間窓の長さに関する時間解像度であり、図3の }で表されている。ロボットは初め、観測した運動の 期間と同じ長さの時間窓でオプティカルフローを積算 する. すなわち時間解像度1である(図3(a)). そして, その解像度を 4(図 3(b)) まで増やしていく。時間解像 度が増加することで、ロボットは運動指令に対する、他 者運動の遅れを検出できるようになる.

今回,3段階の視覚発達過程を想定し、vの次元を増 やしていく、1段階目は $1 \times 4 \times 1 = 4$ 次元、2段階目 $は 4 \times 8 \times 2 = 64 次元, 3 段階目は 9 \times 18 \times 4 = 648$ 次元である。この視覚解像度は視覚経験に応じて発達 させる.なお、この3つの視覚解像度は乳児の視覚の 行動学的,神経学的研究 [7, 8, 9] に着想している.

図4に視覚情報のコーディング例を示す.(a)は発達 初期, (b) は発達後期であり、左側はロボットが自己の 左手の上下運動を観察したとき、右側はロボットが他 者の右手の上下運動を観察したときの視覚情報である. ロボットの視覚が未熟であると、その時空間解像度の 低さから,自他間の差違を検出できない (図 4(a)). 一 方,成熟した視覚の場合,他者のヒストグラムは自己 運動に比べ小さくなっており、他者の時間遅れを検出 している (図 4(b)). また,他者運動では手以外の頭な どの運動も検出しており, 自他の視点の違いが現れて いるといえる.

3.3 視覚情報のクラスタリングと連合学習

視覚情報 v は視覚空間 V でクラスタリングされる。 クラスタリング手法にはバタチャリヤ距離を用いた Xmeans[10] を使用する。X-means は自動的にクラスタ 数を決定することができ、このクラスタの増加する過 程が、自他の視覚表象の細分化を表現する。

そして、側抑制を考慮したヘブ学習により、視覚ク ラスタと運動指令の連合を学習する。この学習則は最 も反応した視覚クラスタ **v**fire だけではなく,その周 辺のクラスタもその距離に応じて運動指令との結合を 強化するものである.また、学習を促進するために、 v_{fire}から遠く離れたクラスタの結合は抑制される。今、 $\mathbf{v}_i (i = 1, 2, \dots, N_v)$ と $\mathbf{m}_i (j = 1, 2, \dots, N_m)$ をそれぞ れ視覚クラスタと運動指令とする. このとき \mathbf{v}_i と \mathbf{m}_i



(a) 未熟な視覚.低い時空間解像度のため明らかな自他間の 差異は存在しない.



(b) 成熟した視覚. 高い時空間解像度のため自他間の差異が 表出している.

図4 視覚情報のコーディング例.自己運動(左)と他社 運動(右)を観測したときのオプティカルフローを コーディングしている.(a)と(b)の発達段階はそ れぞれ図3(a),(b)に対応している.

の間の結合荷重 w_{i,i} は以下の式で更新される.

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \alpha(\mathbf{v}_i) \cdot \beta(\mathbf{m}_j) \qquad (1)$$

 $\alpha(\mathbf{v}_i)$ と $\beta(\mathbf{m}_i)$ はそれぞれ \mathbf{v}_i と \mathbf{m}_i の反応であり,

$$\alpha(\mathbf{v}_i) = a \exp\left(-a\pi d_b(\mathbf{v}_{fire}, \mathbf{v}_i)^2\right) -(a-1) \exp\left(-(a-1)\pi d_b(\mathbf{v}_{fire}, \mathbf{v}_i)^2\right)$$
(2)

$$\beta(\mathbf{m}_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{m}_j \text{ is executed} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3)

で表される.ここでaはガウシアン関数の先鋭度を決定するパラメータであり、 $d_b(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ は $\mathbf{x} \ge \mathbf{y}$ の間のバタチャリヤ距離である.

視覚解像度の発達や視覚経験によって,視覚クラス タは徐々に分化していく.あるクラスタが2つのクラ スタに分裂した場合,分裂後のクラスタと運動指令と の結合荷重は分裂前のクラスタのものと等しいとする. 分裂前の結合荷重がコピーされることによって,未熟 な視覚で獲得された自他間の対応が保存される.

4. 実験

4·1 実験設定

図1に示されている乳児型ロボット (M3-neony[11]) を用いて,提案モデルを評価した.このロボットには 全身に22自由度,頭部に2つの CMOS USB カメラ (640×480pixel)がある.ロボットは右手,左手,両手 を上下,もしくは左右に振るという6種類の運動レパー トリーを持ち,そのうち1つをランダムに選択し,実 行する.実験者もロボットと同様の運動レパートリー



図5 視覚発達にともなう自他の区別. 自他の未分化な クラスタ (紫の楕円) が徐々に自己 (赤の楕円) と他 者 (青の楕円) のクラスタに分裂していく.

を持つ.実験者はロボットの運動に対して応答運動を するが、30%の割合でロボットを模倣し、70%の割合で ランダムに運動を選択する.また、実験者の応答はロ ボットの運動から2、3秒の遅れがある.

学習はオフラインで行った.120 種類の視覚情報(自他の運動レパートリーをそれぞれ10回観察したもの)のうち,1ステップの学習で,自他の2つの視覚入力がロボットに与えられる.視覚発達は3段階であるが,その入力された視覚情報が70種類と105種類になったときに視覚を発達させた.また,式(2)のパラメータ*a*は予備実験により20とし,学習回数を350回とした.

4.2 視覚発達にともなう自他の分化

図5に視覚情報を主成分分析した結果を示す。(a)は 発達初期,(b)は中期,(c)は後期である。図中の赤い 点と青い点は、それぞれ自己運動と他者運動に対応し ている。赤、青、紫の楕円はそれぞれロボットが獲得 した自己,他者,自他未分化なクラスタを示している. 図 5(a) より、発達初期では、ほとんどの視覚クラス タが自他未分化状態であることがわかる.時空間解像 度の低い視覚では自他を区別できないためである。そ して、視覚発達にともない、ロボットは自他を分離し た視覚クラスタを獲得していく (図 5(b)). 最終的にロ ボットはほとんどの視覚クラスタの自他分離を完了し た (図 5(c)). 図 5(c) においてグラフの上側に他者運動, 下側に自己運動が分布しており、縦軸が自他を明確に 分離していることがわかる. ロボットはこの軸を用い ることで、新奇な運動を観測したときでも自他を区別 して認識することができると考えられる.

4.3 未熟な視覚がもたらす自他の対応

自他の対応関係の獲得を確認するために,図6に学 習後の結合荷重マップを示す.(a)は未熟な視覚から発 達した提案モデルの学習結果で,(b)は初めから成熟し た視覚で学習した場合の結果である.マップの行と列



(a) 視覚発達をともなう学習 (b)

(b) 視覚発達のない学習

図 6 学習により獲得された視覚-運動間結合荷重. 視覚 発達のある提案モデル (a) にだけ自他の対応を示す 左中央から右下にかけての強い結合が見られる.

はそれぞれ視覚クラスタと運動指令を表しており、マッ プの上部と左側の矢印は運動レパートリーを表す.例 えば上部の最も左にある矢印は右手の上下運動を示し ている.視覚クラスタは便宜上,上側に自己運動,下 側に他者運動となるように配置している.また、マッ プの色が白くなるほど,その行と列(視覚クラスタと運 動指令)の間の結合荷重が強いことを示す.

図 6(a) と (b) から、ロボットは視覚発達の有無にか かわらず、自己運動の観察と自己の運動指令の適切な 対応関係 (左上から右中央の強い結合)を獲得している ことがわかる.これは自己運動の視覚クラスタと自己 運動指令には強い随伴関係があるためである.一方,他 者運動は必ずしも自己運動指令と対応しないため、正 しい結合を獲得することは難しい.しかし、視覚発達 のある図 6(a) において、左中央から右下にかけて強い 結合が得られており、自他の対応が獲得されたといえ る.それに対して視覚発達のない図 6(b) はその関係が 見られない.したがってこれらの結果は、視覚発達が自 他の対応関係の獲得に寄与していることを示している.

そして獲得された結合荷重を用いて、ロボットは他 者運動を模倣することができる.模倣実験の結果、ロ ボットは時間遅れをともないながら、他者の連続した 2種類の手の運動を、運動間を内挿しながら再現した.

5. 考察と結論

本研究では、視覚の精緻化メカニズムを ASL モデル に導入し、MNS の発達をロボティクスの見地から検証 した.その結果、ロボットの視覚の低い時空間解像度 が自他の運動の等価性を顕在化させ、自他の対応関係 の獲得を促進することがわかった.また、視覚発達に ともないロボットが徐々に自他を区別した視覚表象を 獲得することを示した.したがって、提案モデルによっ て、ロボットは自他を区別し、その対応関係を認識す る能力、すなわち MNS を獲得できたといえる.

一見不必要な乳児の視覚の未熟さが、MNSの発達を 促すという仮説は、生物学・神経学的には未だ証明され ていないが、我々のキーアイデアと同様の、乳児の未 熟さによる制約が高次の認知機能の発達にかかわると いう仮説は従来研究でも唱えられている. Newport[12] や Elman[13] は乳児の言語学習における記憶能力の未 熟さの重要性を主張している.また,Nagai ら [14] は 視覚発達が乳児の共同注意の学習を幇助することをロ ボットを用いて示している.

今後の課題は、視覚発達だけではなく、運動発達や 他のモダリティを考慮した MNS モデルの構築である。 乳児の視覚表象だけでなく運動表象の発達も考慮する ことでさらに MNS の獲得が促進される可能性がある。 さらに、体性感覚、触覚、聴覚といったモダリティの 発達も考慮し、互いにその表象の精緻化に影響し合う メカニズムを追加することで、養育者のさまざまな応 答形式からマルチモダリティな MNS を獲得するモデ ルの実現が期待できる。

謝 辞 本研究の遂行にあたり、科学研究費補助金 (基盤研究 (S):課題番号 22220002)の補助を受けた.

参考文献

- G. Rizzolatti, et al. ミラーニューロン. 紀伊国屋書店, 2009. (柴田訳, 茂木監修).
- [2] C. Catmur, et al. Associative sequence learning: the role of experience in the development of imitation and the mirror system. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, Vol. 364, No. 1528, pp. 2369–2380, 2009.
- [3] Y. Kuniyoshi, et al. From visuo-motor self learning to early imitation-a neural architecture for humanoid learning. In Proc. of the 2003 IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, Vol. 3, pp. 3132– 3139, 2003.
- [4] M. Asada, et al. Imitation learning based on visuosomatic mapping. *Experimental Robotics IX*, pp. 269– 278, 2006.
- [5] T. Minato, et al. A model of the emergence of early imitation development based on predictability preference. In Proc. of the 9th Intl. Conf. on Development and Learning, pp. 19–25, 2010.
- [6] S. M. Mahler, et al. 乳幼児の心理的誕生. 黎明書房, 1981. (高橋ら訳).
- [7] R. Wilson, et al. Development of spatiotemporal mechanisms in infant vision. *Vision Research*, Vol. 28, No. 5, pp. 611–628, 1988.
- [8] T. Banton, et al. Infant direction discrimination thresholds. *Vision Research*, Vol. 41, No. 8, pp. 1049– 1056, 2001.
- [9] K. Hiraki. Detecting contingency: A key to understanding development of self and social cognition. *Japanese Psychological Research*, Vol. 48, No. 3, pp. 204–212, 2006.
- [10] D. Pelleg and A. Moore. X-means: Extending Kmeans with Efficient Estimation of the Number of Clusters. In Proc. of the 17th Intl. Conf. on Machine Learning, p. 727, 2000.
- [11] T. Minato, et al. A baby robot platform for cognitive developmental robotics. In Proc. of the 2009 IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2009.
- [12] Elissa L. Newport. Maturational Constraints on Language Learning. *Cognitive Science*, Vol. 14, No. 1, pp. 11–28, 1990.
- [13] Jeffrey L. Elman. Learning and development in neural networks: the importance of starting small. *Cognition*, Vol. 48, No. 1, pp. 71–99, 1993.
- [14] Y. Nagai, et al. Learning for joint attention helped by functional development. *Advanced Robotics*, Vol. 20, No. 10, pp. 1165–1181, 2006.