

認知機能の学習における感覚空間の自己組織化に応じた発達の制約

Maturational Constraints Lifted by Self-Organization in Perceptual Space for Cognitive Learning

○ 河合 祐司 (阪大院) 長井 志江 (阪大院) 正 浅田 稔 (阪大院)

Yuji KAWAI, Graduate School of Eng., Osaka Univ., yuji.kawai@ams.eng.osaka-u.ac.jp
Yukie NAGAI, Graduate School of Eng., Osaka Univ.
Minoru ASADA, Graduate School of Eng., Osaka Univ.

It has been suggested that cognitive learning is enhanced by perceptual immaturity in infancy, which is called maturational constraints. This paper demonstrates the role of visual maturational constraints lifted by self-organization in the learner's visual space. As a case study of cognitive learning, a robot learns the mirror neuron system (MNS) by associating self-motor commands with observed motions while the observed motions are gradually self-organized. A temporal convergence of the self-organization triggers visual development. Experimental results show that the self-triggered development enables the robot to adaptively change the speed of the development and thus to acquire clearer correspondence between self and other (i.e., the MNS).

Key Words: Maturational constraints, Mirror neuron system, Self-organization, Visual development

1. 緒言

人は非常に未熟な状態で誕生する。一見ハンディキャップとされるその未熟さは、認知発達の分野では発達の制約と呼ばれており、高次な認知能力の獲得を支えているとされている [1, 2]。しかしながら、乳児は皆、未熟な状態であるため、発達の制約の役割を観察により検証することは困難である。そこで近年、計算論的に発達の制約の有用性を示す研究が多くなっている。Elman [3] は乳児の記憶能力の発達の变化が言語学習の効率化をもたらすことを人工ニューラルネットワークを用いて検証した。また、Dominguez and Jacobs [4] は視覚発達を伴う両眼視差の学習モデルを提案している。

さらに、設計者が発達スケジュールを設計するのではなく、学習の進展を発達のトリガとすることで、学習が加速し、学習後の汎化能力が向上することが知られている。Nagai et al. [5] は共同注意の学習の進展と同期して発達する視覚機能により、学習器の内部構造が簡略化され、共同注意のパフォーマンスが向上することを示した。また、Baranes and Oudeyer [6] は、ロボットのモータの制御空間 (位相と振幅) を目標位置への到達が達成された、または困難になったときに拡大させることで、探索が高速化され、リーチングの誤差が減少することを示した。しかし、これらの研究はパフォーマンスの微分を発達のトリガとしており、タスク依存な発達スケジュールといえる。実際、乳児は多くの能力が同時に発達しているため、限られたタスクに依存する発達スケジュールは妥当ではないといえる。したがって、パフォーマンスではなく、より一般性のある指標をトリガにした発達スケジュールが望まれる。

そこで、本研究ではロボットの感覚-運動学習における、感覚空間の自己組織化に応じた発達スケジュールを提案する。感覚の自己組織化状態は多くの能力の学習に影響を与えるため、タスク非依存な指標であるといえる。今回は、視覚-運動学習の一例である、自己運動と他者運動の対応関係の学習、すなわちミラーニューロンシステム (MNS) の獲得問題 [7] を

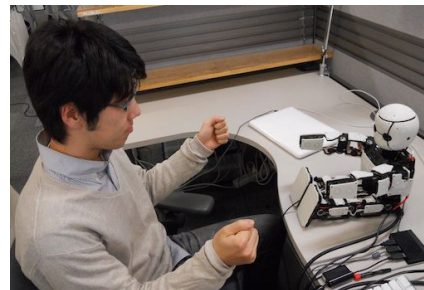


Fig.1 Human-robot interaction for emergence of the MNS

取り上げ、提案する自律スケジュールの有効性を検証する。

2. MNS 発達の前提条件と問題設定

Fig.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。ロボットは観察した自己と他者の身体運動と自己の運動指令の対応関係を学習する。以下にモデルの前提条件を挙げる。

1. ロボットと実験者は相同の運動レパートリーを持ち、両者はその運動レパートリーからランダムに行動を選択する。
2. 実験者はロボットの運動から数秒遅れて運動を開始する。
3. ロボットの視野は限られており、他者の運動の観察時にロボットは他者の上半身を見る。
4. ロボットは運動をオプティカルフローとして検出する。

以上の条件のもと、ロボットが観察した他者運動と、それと同じ自己の運動指令の対応関係、すなわち MNS を獲得することを目的とする。自己運動の対応を獲得するためには、自己運動の類似性を発見することが重要であると思われる。しかし、ロ

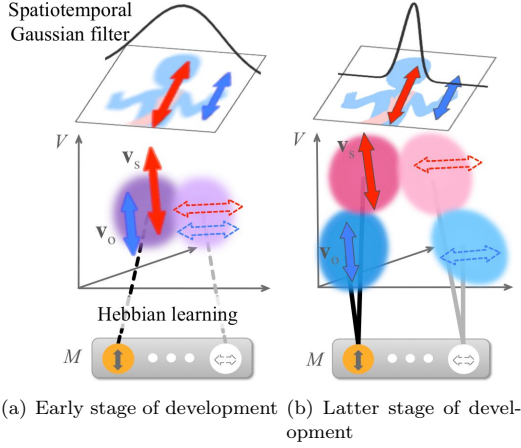


Fig.2 A model for emergence of the MNS acquired through visual development. Observed optical flows are spatiotemporally filtered with a Gaussian. The width of filter is determined by the progress of self-organization in V . In the early stage of development (a), the robot associates between motor commands with visual clusters which do not differentiated self- from other-motion. In the latter stage of development (b), a narrow filter cause the differentiated clusters while maintaining the association with the same motor commands, namely the MNS.

ボットの観察する運動情報には自己の運動指令に対する他者運動の遅れや上肢の形状の違いといった自他を区別する情報が含まれている。そこで、自他運動の差異の検出を抑制するために、本モデルではロボットに視覚の発達の制約を課す。

3. 自己組織化をトリガとした視覚発達による MNS 学習モデル

3.1 モデルの概要

Fig.2 にモデルの概要図を示す。このモデルは上側の視覚空間 (V) と下側の運動空間 (M) で構成される。ロボットの観察した情報 (\mathbf{v}) は V に入力され、これらの視覚入力クラスターを形成している。図中では入力情報は矢印 (赤：自己運動 \mathbf{v}_s , 青：他者運動 \mathbf{v}_o)、視覚クラスターは楕円で表現されている。 M は運動指令のレポートリーで構成されている。

観察したオブティカルフローは時空間ガウシアンフィルタにより平滑化される。フィルタの分散が大きいくほど平滑化の効果が大きく、分散を徐々に小さくしていくことで、視覚発達が再現される。この分散を決定する変数を発達クロックと呼び、その進展のトリガとして視覚空間 V の自己組織化の収束を用いる。

学習初期 (Fig.2(a)) は、大きな分散の時空間ガウシアンフィルタをオブティカルフローに施すため、ロボットは他者運動の遅れや見えの違いといった自他運動間の差異を検出することができない。したがって、 V 中の紫の楕円のような自他が未分化なクラスターが形成される。この自他未分化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関係づけることができる。そして、視覚空間の自己組織化により発達クロックが進展する (Fig.2(b)) と、視覚が発達し、自他運動のクラスターが分化する。ここで、クラスターが分裂した際、分裂後のクラスターの持つ結合は分裂前のものと等しいとする。これにより、自他未分化期で獲得された自他間の結合が保存される。

3.2 視覚発達メカニズム

視覚入力はオブティカルフローに時空間ガウシアンフィルタを施し、次元を圧縮することで得られる。今回用いる時空間ガウシアンフィルタは方位、空間、時間に関する3つのフィルタ処理で構成される。まず、時刻 t 、画像上の座標 (x, y) におけるオブティカルフロー (大きさ $r_{t,x,y}$, 角度 $\theta_{t,x,y}$) に (1), (2) 式で与えられる方位に関するガウシアンフィルタをかけてフローの角度ヒストグラム $\mathbf{h}_{t,x,y}$ に変換する。ここで、 $\theta'_p (p=1, 2, \dots, \Theta)$ はヒストグラムのビンに対応する離散化された角度である。今回、 $\Theta = 12$ とし、 $\theta'_1 = 0^\circ, \theta'_2 = 30^\circ, \dots, \theta'_\Theta = 330^\circ$ とした。

$$\mathbf{h}_{t,x,y} = (f(\theta_{t,x,y}/\Theta, \theta'_1, \Theta/2) r_{t,x,y}, \dots, f(\theta_{t,x,y}/\Theta, \theta'_\Theta, \Theta/2) r_{t,x,y}) \quad (1)$$

$$f(z, z', Z) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{z-z'}{Z-(Z-1)\psi}\right)^2\right) \quad (2)$$

f はガウシアン関数であり、 ψ はこのガウシアンフィルタの分散を決める発達クロックである。 ψ は 0 から 1 の値をとり、これが大きいほどフィルタの幅は狭くなる。

次に空間と時間に関するガウシアンフィルタを用い、 $\mathbf{h}_{t,x,y}$ の時空間的な平滑化処理を行う。観察した運動の画像フレーム数を T 、画像の幅、高さをそれぞれ W, H とすると、フィルタの出力 $\mathbf{a}_{t,x,y}$ は $\mathbf{h}_{t,x,y}$ を用いて次式で求められる。

$$\mathbf{a}_{t,x,y} = \sum_{t'=0}^T \sum_{x'=0}^W \sum_{y'=0}^H (f(t, t', T) \cdot f(x, x', W) \cdot f(y, y', H) \cdot \mathbf{h}_{t',x',y'}) \quad (3)$$

最後に次元圧縮のため、 W, H, T をそれぞれ 4 分割し、その範囲内で各ビンについて総和を計算して、視覚入力 \mathbf{v} とする。

$$\mathbf{v} = \left(\sum_{t=0}^{T/4} \sum_{x=0}^{W/4} \sum_{y=0}^{H/4} \mathbf{a}_{t,x,y}, \sum_{t=0}^{T/4} \sum_{x=0}^{W/4} \sum_{y=H/4}^{H/2} \mathbf{a}_{t,x,y}, \dots, \sum_{t=3T/4}^T \sum_{x=3W/4}^W \sum_{y=3H/4}^H \mathbf{a}_{t,x,y} \right) \quad (4)$$

学習初期では $\psi = 0$ とし、学習中に徐々に値を大きくする。Fig.3 に視覚情報のコーディング例を示す。図中の放射状の赤い線がヒストグラムを表している。これらはロボット (左側) と実験者 (右側) が片手を左右に振る運動を観察したものであり、(a) は $\psi = 0$, (b) は $\psi = 1$ のときの視覚入力である。Fig.3(a) より、視覚が未熟なときは両者のヒストグラムが類似していることがわかる。これは、時間的な平滑化により自己運動に対する他者運動の時間遅れが検出不可となった結果である。また、空間的な平滑化は、上肢の形状などの自他を区別する特徴を抑制する効果がある。そして、視覚が発達すると、他者の時間遅れの検出が可能となるため、自己運動に比べ他者運動のヒストグラムが小さくなっている。したがって、 ψ の進展により、自他未分化状態から自他が分化していく過程を表すことができる。

3.3 視覚空間の自己組織化と発達クロック

視覚入力 \mathbf{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 X-means [8] 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が視覚の自己組織化を表現する。視覚入力の蓄積によりクラスタ数は増加していき、そのクラスタ数が収束したとき、その発達段階において自己組織化が完了したとみなし、視覚を発達させる。すなわち、 n ステップの間クラスタ数に変化がない場合、発達クロック ψ を進展させる。

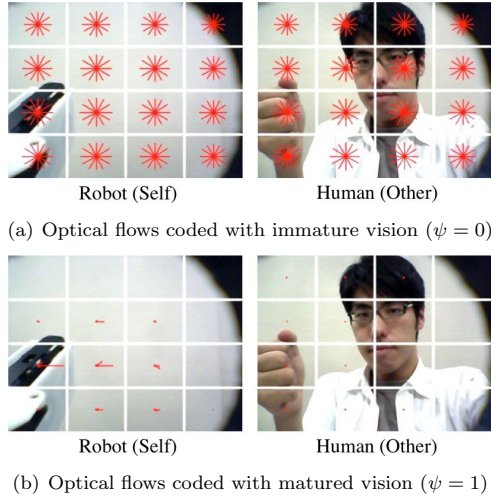


Fig.3 Samples of visual coding using spatiotemporal Gaussian filters. Immature vision (a) inhibits the detection of differences between self- (left) and other-motions (right). Matured vision (b) enables the robot to differentiate self from other.

3.4 視覚と運動の連合学習

視覚クラスタと運動指令の連合学習には近傍を考慮したヘブ学習を用いる。このヘブ学習は現在の視覚入力を含む視覚クラスタ (\mathbf{c}_{fire}) だけでなく、他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。視覚クラスタ (中心 \mathbf{c}_i) と運動指令 (\mathbf{m}_j) の間の結合荷重 $w_{i,j}$ は次式で更新される。

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \alpha(\mathbf{c}_i) \cdot \beta(\mathbf{m}_j) \quad (5)$$

$$\alpha(\mathbf{c}_i) = \exp(-qd_b(\mathbf{c}_{fire}, \mathbf{c}_i)^2) \quad (6)$$

$$\beta(\mathbf{m}_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{m}_j \text{ is executed} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 $\alpha(\mathbf{c}_i)$ と $\beta(\mathbf{m}_j)$ はそれぞれ \mathbf{c}_i と \mathbf{m}_j の反応である。また、 q は (6) 式の先鋭度を決定する変数であり、 $d_b(\mathbf{c}_{fire}, \mathbf{c}_i)$ は \mathbf{c}_{fire} と \mathbf{c}_i の間のバタチャリヤ距離である。

視覚フィルタ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。ここで、クラスタが分化するとき、分裂したクラスタの初期結合荷重には分裂前のもののコピーを用いることとする。これにより、自他未分化期に獲得された結合を保存することになるので、自他が分化した後も他者運動との結合を保持することができる。

4. MNS の学習実験

4.1 実験条件

Fig.1 に示されている乳児型ロボット (M3-neony [9]) を用いて、MNS 学習における視覚発達の自律スケジューリングの効果を検証した。ロボットと実験者は右手、左手、両手を上下、もしくは左右に2回振るという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。ただし、実験者はロボットの運動に対して2、3秒遅れて運動を開始する。ロボットは上肢の6自由度を用いて運動を実行し、頭部の2つのCMOS USBカメラ (320 × 240pixel, 約30fps) の内の1つを用いて自他の運動を観察する。120種類の視覚情報 (自他の運動レパートリーを各10回観察したもの) のうち、1ステップの学習で自己運動と他者運動の2つの視覚入力 that ロボットに与えられる。また、(6) 式の変数 q は予備実験により 10^7 とした。

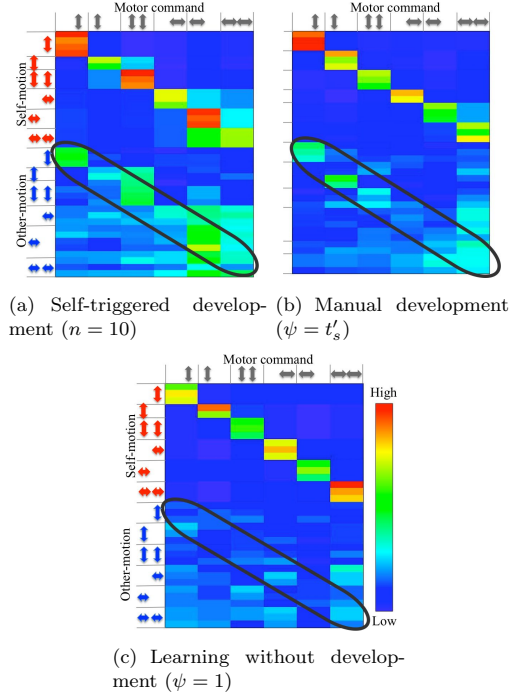


Fig.4 Sensorimotor mapping acquired through associative learning. The connection weights enclosed by an ellipse are correct correspondence between other's motions and self's motor commands.

発達クロック ψ は0から1まで0.05きざみで21段階あり、視覚空間の自己組織化が定常に達した (n ステップ間クラスタ数が変化しない) とき、一段階進展する。今回、定常を判定する変数を $n = 2, 5, 10, 20$ の4条件に設定し、それぞれ $\psi = 1$ となった n ステップ後に学習を終了させた。そして、視覚空間の自己組織化を考慮せず、視覚経験の数にのみ依存した発達スケジューリングとの比較を行う。これは視覚経験数 (t_s) が300のとき $\psi = 1$ となるように単調増加する関数に従って ψ が21段階で進展するものであり、4条件 ($\psi = t'_s, \sqrt{t'_s}, t_s^2, t_s^3$ ($t'_s = t_s/300$)) 設計した。

4.2 実験結果

Fig.4 に学習後の結合荷重マップを示す。(a) は自律スケジューリング ($n = 10$)、(b) は視覚経験数に応じた発達スケジューリング ($\psi = t'_s$)、(c) は非発達 ($\psi = 1$) の場合の結果である。マップの行と列はそれぞれ視覚クラスタと運動指令を表しており、矢印は運動レパートリーを表す。例えば、マップの上部の最も左にある矢印は右手の上下運動を表している。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。Fig.4 より、いずれの条件であっても、自己運動に関する適切な結合 (左上から右中央の結合) が獲得されていることがわかる。これは自己の運動については、運動指令とその見えに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の運動指令と対応しないため、正しい対応関係を学習することは困難である。しかし、視覚発達を伴った学習、特に自律スケジューリングにより視覚が発達する場合、適切な自他運動の対応関係 (楕円で囲まれた結合) が獲得されている。

Table 1 に各条件における、自他運動の対応関係の強さを示す。それぞれの数値は、対応する自他運動 (楕円領域内) の結合の平均値とそれ以外の結合の平均値の比を表しており、この

Table 1 Connection weights between corresponding self- and other-motions

Self-triggered [n]				Manual [ψ]				
2	5	10	20	$\sqrt{t'_s}$	t'_s	$t_s'^2$	$t_s'^3$	1
1.57	1.71	1.70	1.70	1.34	1.60	1.70	1.72	1.15

値が大きいほど自他運動の正しい対応関係が獲得できたといえる。これらの結果は各条件での 20 回の試行の平均である。Table 1 より、 $n = 5$ 以上の自律スケジューリングでは高いパフォーマンスとなっていることがわかる。また、時間経過によるスケジューリングでは、 $\psi = \sqrt{t'_s}$ や t'_s より、 $t_s'^2$ 、 $t_s'^3$ のように発達するほうが強い自他の対応が獲得されている。

以上の結果の原因を探るため、Fig.5 に各条件における発達スケジュールを示す。これより、自他の対応が獲得された $n = 5$ 以上の自律スケジューリングや $\psi = t_s'^2$ や $t_s'^3$ のように発達するスケジューリングでは、学習初期にゆっくり、後期に急速に視覚が発達していることがわかる。学習初期は入力データが新奇であるため、クラスタが生成しやすく、クロックがあまり進展しない。その結果、自他未分化状態が十分に長く継続する。自他未分化期では自己と他者の運動が類似するため、他者運動と運動指令の対応関係の学習が容易となる。そして、学習後期ではクラスタが飽和するため、視覚が急速に発達し、自他未分化期で獲得した対応を保持したまま学習を終えることができる。以上のような理由で、視覚の自己組織化に応じた発達スケジュールが自他運動の対応の学習を促進したものと思われる。

特に $n = 5$ は他のスケジューリングより少ない学習回数で、高いパフォーマンスを実現している。したがって、適切な n を選択することにより、高効率な MNS 学習が可能といえる。この最適な n は運動レパートリー数に依存すると考えられる。今回は 6 種類の運動レパートリーであったため、 $n = 6$ 付近で最もパフォーマンスが向上したものと推測される。

5. 議論と結論

本論文では、視覚空間の自己組織化に応じた視覚発達スケジュールが高次な認知機能の学習を促進するという仮説を、MNS 学習を例にとって検証した。視覚発達の自律スケジューリングにより、自他未分化期が十分に保持され、この期間に学習された対応関係により、MNS が獲得された。また、視覚経験数にのみ依存する発達スケジュールと比較し、視覚空間の自己組織化に応じた場合はより少ない学習回数で自他運動の対応を獲得できることを示した。

高次な認知能力には、感覚空間において自己組織化された構造が重要となり、その自己組織化の過程を考慮することで、高次な認知能力の構造化が促進される可能性がある。このとき、感覚空間の構造化に応じた十分な長さの学習が必要となると思われる。したがって、入力情報の自己組織化の収束を感覚発達のトリガとして用いることで、その発達の制約を効果的に利用した学習が可能となる。一方、視覚経験数といった低次元な信号を発達のトリガとすると、高次な認知能力の学習と無関係に、発達が進展する可能性が高い。

乳児期に学習される認知能力は多岐にわたり、それらの獲得が感覚発達に補助される可能性がある。今回提案したタスク非依存な発達トリガを用いることで、そのような発達の制約をモデル化することができる。今後は異なるタスクにおける感覚の

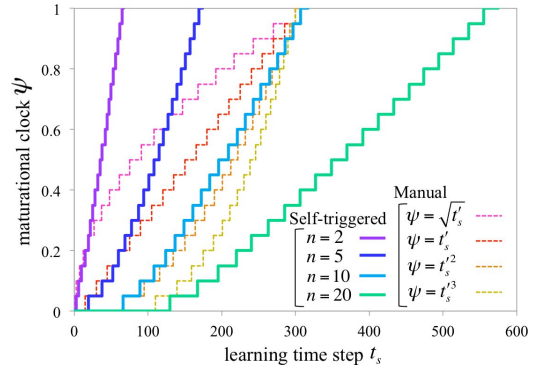


Fig.5 Schedules of visual development. The solid and the dashed lines are self-triggered and manual development, respectively.

自己組織化に応じた自律スケジューリングの効果を検証することで、認知発達研究で提唱されている発達の制約の役割についてさらに詳細な検討を行いたい。例えば、共同注意の獲得においては、ロボットは他者の顔の動きと自己の視線移動の運動指令の対応関係を学習する [5]。そのとき、視覚空間中に他者の顔の向きに対するクラスタが形成され、その自己組織化の進展はパフォーマンスの精度に影響するものと思われる。したがって、従来研究 [5] ではパフォーマンスを視覚発達のトリガとしていたが、本研究で用いた視覚空間の自己組織化状態をトリガとしても効率のよい学習が可能となると考えられる。

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。

文献

- [1] D.F. Bjorklund. The role of immaturity in human development. *Psychological Bulletin*, Vol. 122, No. 2, pp. 153–169, 1997.
- [2] G. Turkewitz and P.A. Kenny. The role of developmental limitations of sensory input on sensory/perceptual organization. *Journal of Developmental and Behavioral Pediatrics*, Vol. 6, No. 5, pp. 302–306, 1985.
- [3] J. L. Elman. Learning and development in neural networks: the importance of starting small. *Cognition*, Vol. 48, No. 1, pp. 71–99, 1993.
- [4] M. Dominguez and R.A. Jacobs. Developmental constraints aid the acquisition of binocular disparity sensitivities. *Neural Computation*, Vol. 15, No. 1, pp. 161–182, 2003.
- [5] Y. Nagai, et al. Learning for joint attention helped by functional development. *Advanced Robotics*, Vol. 20, No. 10, pp. 1165–1181, 2006.
- [6] A. Baranes and P.Y. Oudeyer. The interaction of maturational constraints and intrinsic motivations in active motor development. In *Proc. of the 1st Joint Intl. Conf. on Development and Learning and on Epigenetic Robotics*, 2011.
- [7] Y. Nagai, et al. Emergence of mirror neuron system: Immature vision leads to self-other correspondence. In *Proc. of the 1st Joint Intl. Conf. on Development and Learning and on Epigenetic Robotics*, 2011.
- [8] D. Pelleg and A. Moore. X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters. In *Proc. of the 17th Intl. Conf. on Machine Learning*, p. 727, 2000.
- [9] 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.