

自律ロボットによるセンサ情報に基づく 可塑的な身体図式の獲得

松原 大輔^{†‡}, 杉浦 孔明^{†‡}, 下原 勝憲^{†‡}, 片井 修[†], 岡田 美智男^{†‡}

[†] 京都大学大学院 情報学研究科

[‡] ATR ネットワーク情報学研究所

Acquisition of Robotic Body Schema Based on Sensory Information

Daisuke Matsubara^{†‡}, Komei Sugiura^{†‡}, Katsunori Shimohara^{†‡},
Osamu Katai[†], Michio Okada^{†‡}

[†] Graduate School of Informatics, Kyoto University

[‡] ATR Network Informatics Laboratories

Abstract: This paper proposes a method that incrementally develop the "body schema" of a robot. The method has four features, 1) no need for infrastructure, 2) estimation of similarity among sensors based on cross-correlation, 3) estimation of positions of sensors based on multidimensional scaling, and 4) incremental update of the estimation. We have carried out experiments in which a mobile robot moves around some environments, or follows another robot. The robots have several light sensors and collect data, among which the cross-correlation functions are derived. The experimental results have shown that our method can estimate both the positions of the robots' sensors and the "boundary between *self* and *others*".

Keywords: robotic body schema, robotic mapping, cross-correlation

1. はじめに

近年、脳科学等の生物の知能に関する研究分野において、ヒトの身体感覚に関する研究に注目が集まっている [5]. 身体感覚とはヒトが自身の身体に対して持っている身体像 (body image) や身体図式 (body schema) といった感覚を指す. ここで、身体像とは身体についての感覚の総体であり、身体図式とは身体の位置に関する無意識的表象のことである [1]. こうした身体像や身体図式はヒトの持つ高次機能である模倣や空間認知、さらには自他認知においても重要な役割を果たしていると考えられているが、具体的な構成法は明らかにされていない [3]. したがって、身体感覚を自ら獲得することが可能なロボットの構築を通して、いまだ明らかでないヒトの身体感覚に対して、何らかの示唆を得ることが可能になると考えられる.

身体像や身体図式などの身体感覚を自律的にロボットに獲得させようとする研究として、Nabeshima らの研究が挙げられる [4]. 彼らは道具を使うことにより身体図式を動的に延長可能なモデルを構築しているが、制御コントローラの問題に帰着しており、身体地図のような明確な身体図式を獲得しているわけではない. また、Kuniyoshi らは体性感覚野からの相関情報を用いて体部位再現地図を作成し、体性感覚フィードバックによる運動制御を行っている [2]. しかし、こ

で得られた地図は可塑性を持つものではなく、また厳密には相関情報を用いているとは言い難い. 一方、自身の身体を発見するロボットの研究として吉川らのものが挙げられるが、視覚情報に重点を置いており、視野外の身体を発見することは不可能である [7].

これに対し本研究では、自律エージェントに時間的に変化することが可能な身体形状のマッピングおよび自他境界の推定を行わせる. そのために、自律ロボットの表面に設置した光センサを用いて、センサデータの相互相関を利用する.

2. センサ情報に基づく身体図式獲得システム

2.1 身体図式獲得システムの概観

本研究で構築したシステムの概観を Fig. 1 に示す.

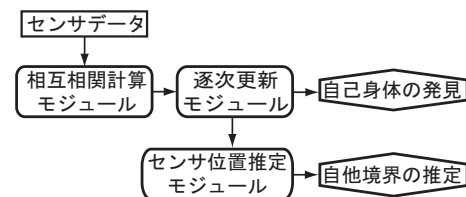


Fig. 1: システムの概観

このシステムはエージェントからセンサデータを入力として受け取り、各モジュールを経てセンサの位置および自他境界の推定を行う。これにより、自身の身体図式を獲得することが可能になる。次節以降では各モジュールについての詳細な説明を行う。

2.2 相互相関計算モジュール

本モジュールは相互相関関数を利用して、各センサが受信するセンサデータの類似度およびセンサ間の相対距離を推定する。相互相関関数とは、時系列 $X_i(t)$ と時刻を Δt だけシフトした別の時系列 $X_j(t - \Delta t)$ との相関係数を Δt の関数とみなしたものである。本研究では相互相関関数を以下の式で定義する。

$$R_{ij}(\Delta t) = \frac{C_{ij}(\Delta t)}{\sqrt{C_{jj}(\Delta t)C_{ii}(0)}} \quad (-1 \leq R_{ij} \leq 1) \quad (1)$$

ここで C_{ij} は相互共分散関数であり、以下の式で表される。

$$C_{ij}(\Delta t) = \frac{1}{w} \sum_{t=0}^{w-1} (X_i(t) - \bar{X}_i)(X_j(t - \Delta t) - \bar{X}_j) \quad (2)$$

ただし、 w はデータ数であり、 \bar{X}_i 、 \bar{X}_j は対応する区間における X_i 、 X_j の平均値を表す。いま、時刻 t において Δt を $-T$ から T まで変化させたときの最大値 $R_{ij}(\Delta t)$ について考え、

$$\Delta T_{ij} = \operatorname{argmax}_{\Delta t} R_{ij}(\Delta t) \quad (3)$$

となる ΔT_{ij} を計算する。ただし T は定数とする。

ここで、 i 番目のセンサについて考える。このとき、以下のようにベクトル \mathbf{f}_i を定義する。

$$\mathbf{f}_i = [\Delta T_{1i}, \Delta T_{2i}, \dots, \Delta T_{ni}]^T \quad (4)$$

これを i と他のセンサ間の信号到達時間差とすれば、 ij 間の相対距離と考えられるので、位置推定に用いることができる [6]。

このようにしてセンサデータ間の相互相関とセンサ間の相対距離を $i = [1, n]$ および $j = [1, n]$ について計算する。ここで n はセンサ数である。

以上の計算により、相互相関行列 $\mathbf{R}(t)$ および相対距離行列 $\mathbf{F}(t)$ が求められる。

$$\mathbf{R}(t) = \begin{bmatrix} R_{11}(\Delta T_{11}) & R_{12}(\Delta T_{12}) & \dots & R_{1n}(\Delta T_{1n}) \\ R_{21}(\Delta T_{21}) & R_{22}(\Delta T_{22}) & \dots & R_{2n}(\Delta T_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{n1}(\Delta T_{n1}) & R_{n2}(\Delta T_{n2}) & \dots & R_{nn}(\Delta T_{nn}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{F}(t) = [\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_n] \quad (6)$$

2.3 逐次更新モジュール

本モジュールでは前節で得られた行列の逐次更新を目的とする。そのために忘却係数 λ を用いて、以下の式により逐次更新を行う。

$$\mathbf{E}_R(t) = (1 - \lambda)\mathbf{E}_R(t - 1) + \lambda\mathbf{R}(t) \quad (7)$$

$$\mathbf{E}_F(t) = (1 - \lambda)\mathbf{E}_F(t - 1) + \lambda\mathbf{F}(t) \quad (8)$$

ここで、 \mathbf{E}_R および \mathbf{E}_F は更新後の相対距離行列および相互相関行列である。このモジュールを用いることによって過去の影響を徐々に忘却し、センサデータの変化に追従することができる。

2.4 センサ位置推定モジュール

本モジュールではセンサ間距離からセンサ位置を推定することを目的とする。そのために多次元尺度構成法 (MDS: Multi Dimensional Scaling) を用いる。MDS とは「対象間の (非) 類似度性の程度を示す測度が与えられたとき、対象を多次元空間内の点として表し、点間の距離が観測された (非) 類似度と最も良く一致するように点の布置を定める」ための手法である [8]。このようにして各センサの相対位置を推定することにより、センサを設置した身体の形状認識が可能になる。

2.5 相互相関を用いた自他境界の推定

本節では相互相関関数を用いて自他境界を推定する方法について述べる。初めに、類似度行列 \mathcal{R} を 2.2 節で定めた相互相関行列 \mathbf{R} から以下のように定義する。

$$\mathcal{R}_{ij} = \frac{1}{2T + 1} \sum_{\Delta t=-T}^T \mathbf{R}_{ij}(\Delta t) \quad (9)$$

$$\mathcal{R} = \begin{bmatrix} \mathcal{R}_{11} & \mathcal{R}_{12} & \dots & \mathcal{R}_{1n} \\ \mathcal{R}_{21} & \mathcal{R}_{22} & \dots & \mathcal{R}_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathcal{R}_{n1} & \mathcal{R}_{n2} & \dots & \mathcal{R}_{nn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

この類似度行列 \mathcal{R} は以下のように更新される。

$$\mathcal{E}(t) = (1 - \lambda)\mathcal{E}(t - 1) + \lambda\mathcal{R}(t) \quad (11)$$

ただし、 \mathcal{E} は更新後の類似度行列である。ここで、閾値 ε を定めると、

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{R}_{ij} > \varepsilon, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

より隣接行列 \mathbf{A} が導かれるので、連結されたノードを辿ることでノードをグループ化することが可能にな

る．この同一グループ内のセンサが同一身体上に設置されていることになるため，本アルゴリズムにより，自他境界を推定することが可能になる．

3. 実験の方法

3.1 実験の概要

本節では提案するシステムを用いて行った2種類の実験について述べる．本実験ではシミュレータとして Cyberbotics 社製の Webots を使用した．実験の概要は以下の通りである．

- 実験 I: 身体形状マッピング
ロボットの身体に設置したセンサ同士の相互相関から相対距離を計算することによって，身体形状をマッピングする．
- 実験 II: khepera を複数台用いた自他境界推定
2台の khepera を仮想的なバネでつなぐことによって1台のロボットとみなし，それらをシミュレーション途中で分離および結合することによって，自身の身体形状を変化させた．このような状況下で，センサの相互相関から自他境界を推定させる．

本研究では身体図式を構築するためのセンサとして光センサを用いる．シミュレータ上において，受信する光の強度は光源から発生する光の方向ベクトルとロボットの身体に設置したセンサの方向ベクトルの内積から計算される．さらに本実験では，光源からの距離は考慮せずに光の強度は一定とする．

3.2 相対誤差

ここで，本実験の有効性を評価する際に用いる相対誤差について説明する．本研究ではセンサ間の相対距離を計算するため，推定するセンサ位置は相対的なものになる．したがって，推定位置を評価するための指標が必要になる．

まず，理論値について説明する．センサ位置の理論値を x_{ai} とおく．ただし， $i = [1, \dots, n]$ である．このときセンサ 1 に着目し，すべてのセンサ位置を $\phi_a = -\arg x_{a1}$ 回転する．さらに，すべてのセンサ位置を $|x_{a1}|$ で除算することにより正規化する．これらの操作により，相対理論値 x_{ri} は以下ようになる．

$$x_{ri} = \frac{\mathbf{G}(\phi_a)x_{ai}}{|x_{a1}|} \quad (13)$$

ただし， $\mathbf{G}(\phi_a)$ は

$$\mathbf{G}(\phi_a) = \begin{bmatrix} \cos \phi_a & -\sin \phi_a \\ \sin \phi_a & \cos \phi_a \end{bmatrix} \quad (14)$$

を満たす回転行列である．相対推定値 \hat{x}_{ri} についても同様の操作を行うと，以下ようになる．

$$\hat{x}_{ri} = \frac{\mathbf{G}(\hat{\phi}_a)\hat{x}_{ai}}{|\hat{x}_{a1}|} \quad (15)$$

ただし， \hat{x}_{ai} は推定値であり，回転行列 $\mathbf{G}(\hat{\phi}_a)$ および回転角 $\hat{\phi}_a$ として以下の式を用いた．

$$\mathbf{G}(\hat{\phi}_a) = \begin{bmatrix} \cos \hat{\phi}_a & -\sin \hat{\phi}_a \\ \sin \hat{\phi}_a & \cos \hat{\phi}_a \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\hat{\phi}_a = -\arg \hat{x}_{a1} \quad (17)$$

以上の相対理論値および相対推定値を用いることによって以下の相対誤差 e_r を定義する．

$$e_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{ri} - \hat{x}_{ri}| \quad (18)$$

4. 実験 I: 身体形状マッピング

4.1 実験設定

本実験ではエージェントとして移動ロボットである khepera を用いた．khepera は直径 55mm の円筒形であり，周囲に光センサもしくは近接センサとして使用可能な赤外線センサが配置されている．アクチュエータとして2個のモータを持っており，左右2つの車輪を独立に制御することができる．

さらに，khepera の光センサを Fig. 2 のように円周上に外側に向けて12個配置した．この図において矩形部分が光センサを表している．さらに，近接センサを Fig. 3 のように8個配置した．

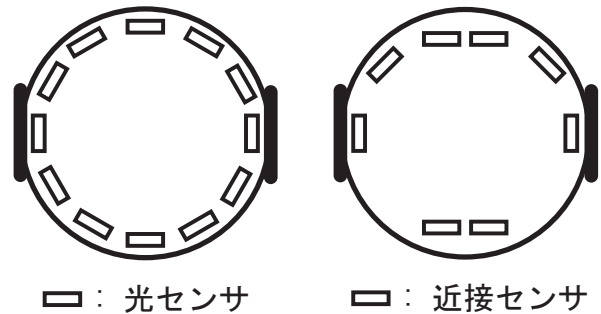


Fig. 2: khepera の光センサの位置

Fig. 3: khepera の近接センサの位置

本実験において，エージェントの行動パターンとして以下の3つの行動を用いた．行動 a および b では Fig. 4 に示す環境内で実験を行った．

- 行動 a: 回転運動
左右のモータに逆の速度を入力することによって，定点で回転運動を行う．

- 行動 b: ランダム運動
左右のモータにランダムな速度を入力することによって、ランダム運動を行う。
- 行動 c: 障害物回避運動
Fig. 5 に示す障害物を設置したタスク環境において、障害物を回避しながら移動させる。ここで、障害物を回避するために、khepera に設置された近接センサ (Fig. 3) による条件反射型アルゴリズムを用いた。

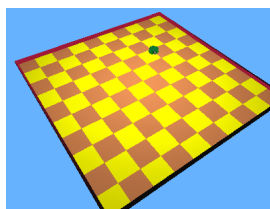


Fig. 4: 実験環境

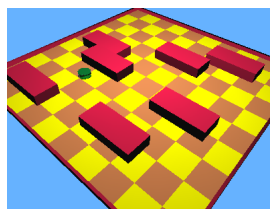


Fig. 5: 障害物を設置した環境

本実験で用いたパラメータを Table 1 に示す。

Table 1: 実験パラメータ: 身体形状マッピング

シミュレーションステップ	64ms
行動ステップ数	10000
窓の幅 w	60
T	90
忘却係数 λ	0.999
計算時間間隔	10

以上の設定のもとでそれぞれの行動について身体形状をマッピングするための実験を行った。

4.2 結果

初めに定量的な結果を比較するために、3.2 節で定義した相対誤差をプロットしたものを Fig. 6 に示す。横軸がステップ数、縦軸が相対誤差であり、ここで示したデータは 10 回の平均である。

さらに定性的な結果の一例として、行動 b において身体図式が構成されていく様子を Fig. 7 に示す。ここで左図が 0 ステップ、中央図が 2000 ステップ、右図が 10000 ステップの結果を表している。× がセンサを配置した位置、× が本手法で得られた結果を表す。図より、ステップ数が増加するにつれて理論値に近づいている様子が分かる。

4.3 考察

本節では本手法によって獲得された身体形状について、タスクおよび相対誤差の観点から考察を行う。

回転運動において、エージェントは一定の速度のまま定位置で回転運動を行っているため、等しいセンサ

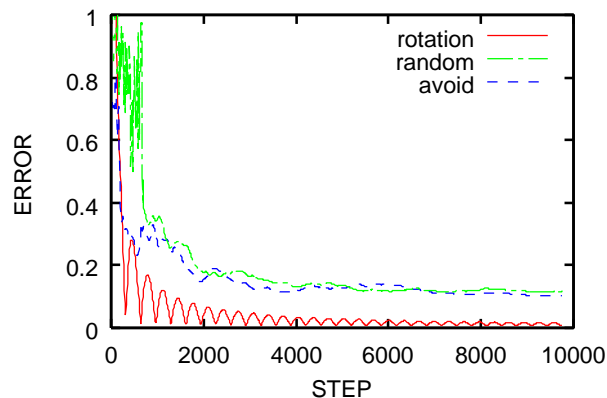


Fig. 6: 推定値と理論値の相対誤差 (回転運動, ランダム運動, 障害物回避運動)

データを周期的に受信することになる。つまり、センサデータの相互相関の計測が容易に行えるため、早い時期に収束している。

次にランダム運動をする場合について考える。エージェントはランダムに行動するため受信するデータにはばらつきがあるので、早い時期に位置推定を行うことは不可能である。しかし、データの蓄積と更新が繰り返されることによって、収束してる様子が分かる。回転運動より収束値が良くない理由として、ランダム運動は回転運動に比べて直進している割合が大きいため、同一の面を光源に向けている時間が長く、光センサが受け取る入力の変化が少ないことが問題点として考えられる。

さらに、障害物回避運動においてもランダム運動と同様に収束している様子が分かる。このような障害物を回避するという行動が制限されるタスクにおいても、ランダム運動とほぼ同様の値に収束している。

5. 実験 II: 自他境界の推定

5.1 実験設定

本実験ではエージェントとして 2 台の khepera を用いて自他境界の推定を行い、2.5 節で構築したシステムの有効性を確かめる。初期状態では 2 台の khepera (K1 および K2) は Fig. 8 に示すように仮想的なバネで結合されている。つまり K2 は K1 に追従することになる。このように追従しているとき、K1 と K2 は同一の身体と見做することができる。50000 ステップ後にこの結合を切り離して、K1 と K2 を分離する。つまり、K1 と K2 は別の身体であることになる。さらに 100000 ステップ後に再結合させて実験を行う。このような状況下で 2.5 節で定義した類似度行列を用いることによって、自他境界の推定を行う。本実験で用いる khepera

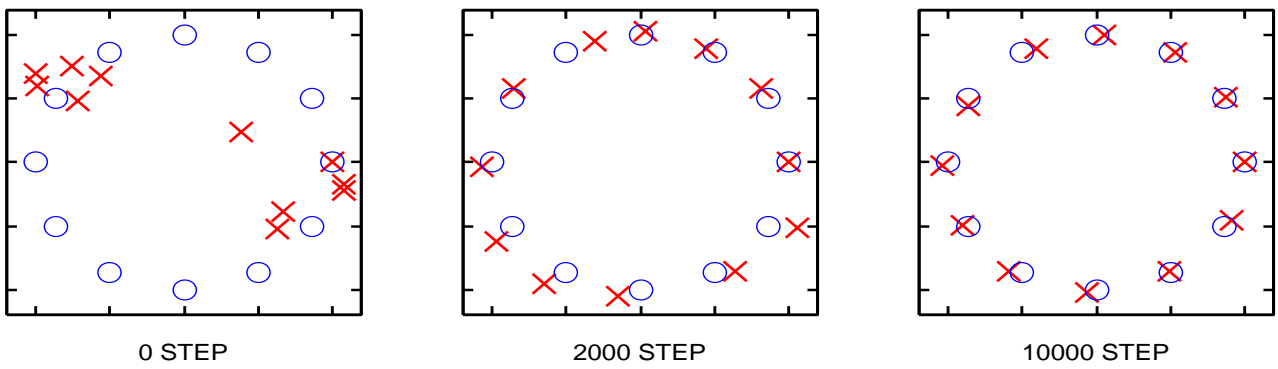


Fig. 7: 身体図式の変遷 (ランダム運動)

に設置した光センサは Fig. 8 に示した通りである .

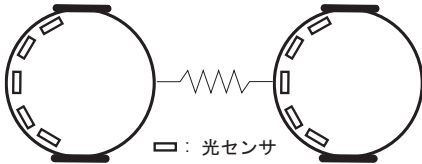


Fig. 8: パネ結合身体モデル

また , 実験パラメータとして Table 2 に示す値を用いた .

Table 2: 実験パラメータ: 自他境界推定

シミュレーションステップ	64ms
総行動ステップ数	150000
窓の幅 w	80
T	120
忘却係数 λ	0.999
閾値 ϵ	0.1
計算時間間隔	10

5.2 結果

初めに定量的な結果として , 類似度行列から得られる隣接行列によってセンサをグループ化した結果をプロットしたものを Fig. 9 に示す . 横軸にステップ数 , 縦軸に身体の数を取り , 実線が推定値 , 破線が理論値を表している . 結合した状態で運動を始めてから , 大体 30000 ステップで 1 に収束している . その後 , 50000 ステップで身体が分離した後も変化に追従して 2 に収束し , 100000 ステップで再結合した後も , 1 に収束している様子が分かる .

さらに , 定性的な結果として , 2.5 節で定義した類似度行列を可視化したものを Fig. 10 に示す . ここで , 灰色の点線は K1 と K2 の持つセンサの境界を表す . 左図が結合状態で収束している 45000 ステップ , 中央図が結合を分離した状態で収束している 95000 ステップ , 右図が再結合状態で収束している 145000 ステップの類似度行列を表している . 45000 ステップでは K1 に

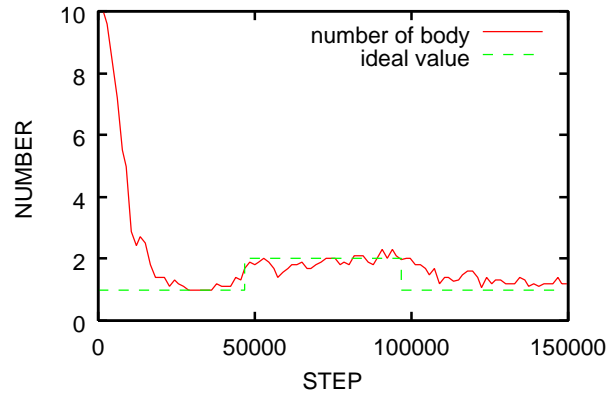


Fig. 9: 隣接行列による身体の数の変遷

設置してあるセンサと K2 に設置してあるセンサ同士の間でも高い相関が見られるが , 95000 ステップではそれぞれの身体に設置したセンサ同士以外ではほとんど相関が見られないことが分かる . さらに , 再結合後の 145000 ステップでは 45000 ステップと同様に , K1 と K2 のセンサ間にも高い相関が見られる .

5.3 考察

本実験では相関が大きいセンサ同士は同一身体上にあるという仮定のもとで , 相互相関行列から作成した類似度行列を用いて自他境界の推定実験を行った . ステップ数の増加による相互相関行列の変化により , 自身の身体が変化している様子が分かる . K1 と K2 が結合している 45000 ステップでは , すべてのセンサに対して一定以上の相関があり , 同一身体上にあると見做せる . 95000 ステップ後では K1 と K2 が分離したため , 徐々に K1 に設置されたセンサと K2 に設置されたセンサの間に高い相関が見られなくなる . しかし , K1 に設置されたセンサ同士や K2 に設置されたセンサ同士には相関が見られる . 145000 ステップにおいても 45000 ステップと同様にすべてのセンサに対して

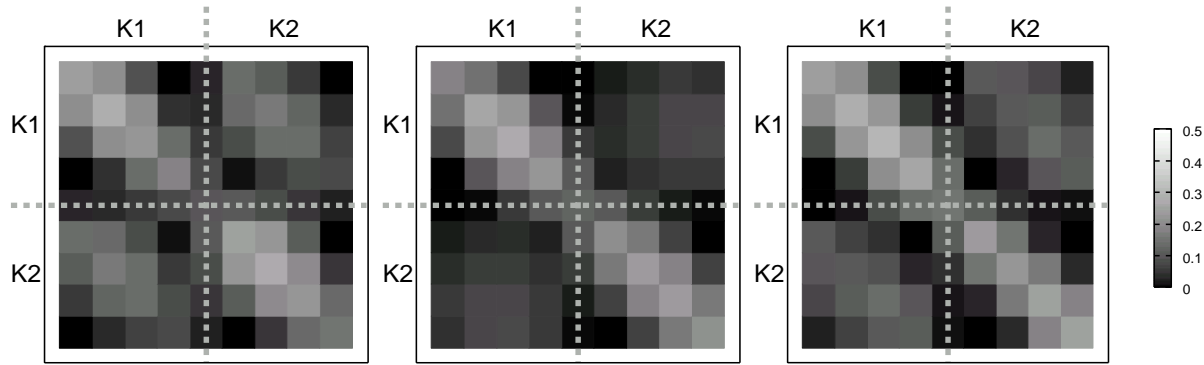


Fig. 10: 類似度行列の変化 . 左:45000 ステップ , 中央:95000 ステップ , 右:145000 ステップ

一定以上の相関が見られる . したがって , 身体の分離と結合に合わせて自他境界を推定可能であることが分かる . これらのことは Fig. 9 に示す隣接行列からも示される .

6. 結言

本研究では , 自律ロボットに運動や模倣 , 空間認知を行う上で重要になる身体図式を獲得させるための手法を提案し , システムとして具体化して実験を行った . 本システムは , ロボットの表面に設置した光センサにおける信号到達時間差から各センサ間の相互相関関数を求めることによって , 身体形状マッピングおよび自己身体の見出しを行うものである .

本手法における身体形状マッピングの有効性を確かめるために , センサを設置した自律ロボットを用いて実験を行い , 獲得した身体形状と理論値を比較した . その結果 , ほぼ理論値に等しい値が得られた . さらに , 自他境界をセンサ同士の相互相関から推定し , ロボットの身体が変化した場合でもその変化に追従して身体図式が書き換わることを確認した .

以上より , 身体形状や自他境界を事前にロボットに埋め込むのではなく , ロボットが行動を行う過程で獲得していくことが本システムにより可能になることが示された .

謝辞

本研究は独立行政法人情報通信研究機構の研究委託「人間情報コミュニケーションの研究開発」により実施したものである .

参考文献

[1] Haggard, P. and Wolpert, D. M.: Disorders of Body Scheme, *Higher-Order Motor Disorders*

(Freund, H. J., Jeannerod, M., Hallett, M. and Leiguarda, R.(eds.)), Oxford University Press, pp. 261–272 (2005).

[2] Kuniyoshi, Y., Yoroazu, Y., Ohmura, Y., Otani, T., Nagakubo, A. and Yamamoto, T.: From Humanoid Embodiment to Theory of Mind, *Embodied Artificial Intelligence*, (Iida, F., Pfeifer, R., Steels, L. and Kuniyoshi, Y.(eds.)), pp. 202–218 (2004).

[3] Merleau-Ponty, M.: *Phénoménologie de la perception*, Gallimard (1945). (中島盛夫訳: 知覚の現象学, 法政大学出版局, (1982)).

[4] Nabeshima, C., Lungarella, M. and Kuniyoshi, Y.: Timing-Based Model of Body Schema adaptation and its Role in Perception and Tool Use: A Robot Case Study, *The 4th IEEE International Conference on Development and Learning* (2005).

[5] Ramachandran, V. S. and Blakeslee, S.: *Phantoms in the Brain: Probing the Mysteries of the Human Mind*, Harpercollins (1998). (山下篤子訳: 脳のなかの幽霊, 角川書店, (1998)).

[6] Wren, C. R.: Large Networks of Ultra-low Resolution Sensors in Buildings, *International Conference on Integration of Knowledge Intensive Multi-Agent Systems*, pp. 373–389 (2005).

[7] 吉川雄一郎, 辻義樹, 細田耕, 浅田稔: 複数の未解釈センサデータの不变性に基づく自己身体の見出し, 日本ロボット学会第 22 回学術講演会予稿集 (2004).

[8] 高根芳雄: 多次元尺度構成法, 東京大学出版会 (1980).