複数センサデータの不変性に基づく身体が発見

吉川 雄一郎^{*1} 細田 耕^{*1*2} 浅田 稔^{*1*2} 辻 義樹^{*1}

Body Finding based on the Invariance in Multiple Sensory Data

Yuichiro Yoshikawa^{*1}, Koh Hosoda^{*1*2}, Minoru Asada^{*1*2} and Yoshiaki Tsuji^{*1}

Finding the body in uninterpreted sensory data is one of the fundamental competences to construct the body representation that influences on adaptability of the robot to the changes in the environment and the robot body itself. The invariance of sensation seems a promising key information to find the self body since the sensory data are considered to be consistent in self body observation. To discriminate its body from non-body, the robot should complementarily utilize the invariance in multiple sensory data since single sensory data involve noise or a certain ambiguity occurred in the observation process. In this paper, we propose a method to discriminate body from non-body based on a conjecture about the distribution of the variance of sensations in terms of each observing posture. It can be approximated by a mixture of two Gaussian distributions for observing the body and non-body, respectively. After estimating the distribution by an EM algorithm, the robot can discriminate body from non-body by judging which distribution likely causes the variance of sensory data in the current observing posture. Experiments with real robots show the validity of the proposed method.

Key Words: Body Finding, Acquisition of Body Representation, Invariance in Self-body-observation

1. はじめに

従来のロボティクスでは、外部観測者の視点から導入した座標系でロボットのタスクが与えられることが多かったため、タスク遂行に必要な身体表現は、設計者の手によって同じ座標系で定義・校正される必要があった（例えば文献[1][2]）。しかしこのように設計者の導入した座標系でロボットの身体を定義するアプローチでは、環境やロボット自身の身体の変化に対する適応性が設計者の想定した範囲に限られてしまうという問題がある。一方、ロボット自身が環境へ働きかけることを通じセンサデータを構造化することで、タスク達成のための感覚・運動変換の学習を単純化する情報の抽出が可能であることが指摘されている[3]。このように、設計者が導入した座標系に基づく代わりに、ロボット自身のセンサ空間上にタスクを定義し、ロボット自身の視点からタスク達成のための変換を学習するアプローチにより、適応性の高いロボットを実現できる可能性がある。このアプローチに従うとき、タスク遂行に必要な身体表現をロボットのセンサ空間でどのように構成可能かを考える必要がある。

一方、生物の自己の身体についての意識は身体像ないし身体図式と呼ばれ、道具使用[4]や模倣[5][6]など、運動や認知のメカニズムの基盤となる要素として注目を集めている。その獲得過程について発達心理学[7]や比較認知科学[8]の分野などで研究が進められているが、まだ明らかであるとは言えない。したがって身体表現を獲得するロボットの実現は、知能ロボットの設計論の確立と生物の知能の構成論的理解の両方を同時に目指す認知発達ロボティクス[9]の課題としても非常に興味深い。

ロボットの身体表現の獲得に関する従来研究は、何が仮定されているかという観点から、三つに分類される。

(1) 身体抽出方法

逆運動学や逆動力学[10]、あるいは身体像の広がり[11][12]などの学習を扱った従来研究では、注目すべき身体をセンサデータから抽出する方法が既知であることが仮定された。しかし設計者があらゆる状況を想定して身体抽出方法を実装することは困難であるので、ロボットがセンサデータから身体を自律的に抽出できることが望ましい。

(2) 身体構造についての先見的知識

ロボットが自律的に身体を発見する方法として、運動指令と相関のあるオブティカルフローが生じることを利用して、視覚センサデータの運動指令に対する相関係数[13]~[15]や状態遷移モデル[16]の推定により、視覚センサ上に自身の身体を発見する手法がある。これらの手法では、視点が移動する場合、視野全体にその運動と相関のあるオブ

原稿受付 2004年11月15日

^{*1}大阪大学大学院工学研究科 知能・機能創成工学専攻

^{*2}阪大フロンティア研究機構

^{*1}Dept. of Adaptive Machine System, Graduate School of Engineering, Osaka University

^{*2}HANDAI Frontier Research Center

ティカルフローが生じてしまうため、視覚センサは環境に対して静止していなければならなかった。このため、ロボットはどの自由度が視覚センサを動かす自由度であるかを知っている必要があった。しかしロボットの実装によらず身体が発見を実現するには、このような身体構造についての先見的知識が不要である枠組みが望ましい。

(3) 知覚における身体の拘束

ロボットのセンサデータは身体が受ける物理的拘束を反映する。したがって身体構造についての先見的知識がなくても、収集されるセンサデータの統計的性質を見ることによって身体表現を発見できると考えられる。収集されたセンサデータの統計的性質から、身体表面に分布するセンサのトポグラフィーを構築したり [17] [18], 身体が存在する空間の概念を発見する手法 [19] などがこのような身体表現につながると考えられるが、センサデータのどの部分が身体であるかを見出すには至っていない。

本研究では身体構造についての先見的知識がないという仮定の下に、知覚における身体の拘束に基づき、センサデータから身体を受容した部分を抽出する手法を提案する。身体についての知覚は環境によらずおおむね一定であるという考察から、センサデータがロボットの姿勢に対して不変であるか否かをもって身体を定義できると考えられる。そこで本論文では、複数のセンサデータについて、このような不変性の混合正規分布モデルを導入し、複数のセンサを相補的に利用して身体・非身体を識別する手法を提案する。

以下では、第2章において、問題設定とセンサデータの不变性に基づいて身体を発見する手法の基本的なアイデアについて説明し、第3章で不変性の混合正規分布モデルに基づいた身体・非身体の識別手法を導入する。第4章で、実ロボットを用いた実験により、複数のセンサデータの相補的な利用によって身体・非身体の識別が実現されることを確認し、最後に討論と結論を示す。

2. 不変性に基づく自己身体が発見

2.1 問題設定

ロボットは、例えばカメラやタッチセンサのような、外界を観測するためのセンサによって自身の身体も観測できるような身体構造を持ち、さらに姿勢を検出する固有感覚センサを備えているとする。外界センサの信号から、いくつかの特徴抽出過程を経て、複数のセンサデータが生成される (Fig. 1)。ロボットはこれらのセンサデータと固有感覚センサのデータのそれぞれを異なるモダリティとして扱うことができるとする。ただし、センサデータから身体を抽出する方法は未知であるとする。例えば、ロボットは自分の身体が何色であるか教えられないし、どのようなテクスチャを持っているかも教えられない。ロボットのタスクは、以上の仮定の下で、現在の姿勢における知覚が身体を観測したことによって生じているものなのか、外界を観測したことによるものなのかを識別することである。

2.2 身体を観測する場合の不変性

ロボット自身の身体を受容したセンサデータは、ロボットの姿勢に関しておおむね不変であると考えられる。例えば、ロ

Fig. 1 Assumptions: The robot can observe both its body and environment, thereby obtain several kinds of sensor data from the external sensor, and know the current posture from the proprioceptive sensor

Fig. 2 The invariance/variance of the view in terms of postures: when it observes the environment ((a) and (b)), what it observes depends on the environment. When it observes its body ((c) and (d)), it can observe the same part of the body independently of the environment

Fig. 3 The invariance/variance of the tactile sensations in terms of postures: when it touches its own body (a), it can always touch the same parts of the body. When it touches the environment (b), what it touches depend on the environment

ットがある姿勢で外界の物体を注視したとき、同じ姿勢であっても外界の状況によって、とらえられる刺激は変わってしまう (Fig. 2 (a), (b)). しかし、ロボットが自身の身体を注視する姿勢では、外界の状況によらず、統計的に同じ身体部位が見える (Fig. 2 (c), (d)). 触覚センサを用いる場合も同様に、自分自身を触る姿勢のときのセンサデータ、外界を触る姿勢のときのセンサデータはそうではない (Fig. 3). したがって、センサデータが姿勢に関して不変であるか否かをもって、センサデータがとらえているものが身体であるか、あるいは環境であるかを判定することができる。すなわち、同じ姿勢で常に観測されるものが身体と定義される。

センサデータと受容される身体の特性的組み合わせによって、姿勢の摂動や外乱等の影響のため、身体を観測する姿勢であっても不変性を常に見出せるとは限らない。したがって、単一のセンサデータを用いるとき、身体の一部しか正しく身体と

みなすことができない、もしくは身体でないものを身体とみなしてしまうことが予想される。例えばセンサデータとして、視差と輝度値パターンを考える。身体のように空間的に連続する対象を観測するとき、視差は姿勢の摂動に対して鈍感であるが、粗いテクスチャを持つ対象に対しては計測されにくい。一方、画素の輝度値パターンは対象のテクスチャによらず計測することができるが、テクスチャが細かい場合は姿勢の摂動に対して敏感である。したがって複数のセンサデータを相補的に用いて、身体と非身体の識別を実現する枠組みが必要である。つまり、細かいテクスチャを持つ身体部位では視差の、粗いテクスチャを持つ身体部位では画素の輝度値パターンの分散が小さくなるため、これらを相補的に利用すればテクスチャによらない身体の発見が可能であると考えられる。

3. 複数センサデータの不变性の混合正規分布モデルに基づく身体・非身体の識別

3.1 混合正規分布モデル

複数のセンサデータを相補的に利用して身体の発見を実現するため、複数センサデータの不变性を表現するモデルを導入する。ロボットは、視差と輝度値など、 D 種類のセンサデータによる観測が可能であるとする。姿勢 $\theta \in \mathbb{R}^N$ における i 番目のセンサデータを $\mathbf{x}_i(\theta) \in \mathbb{R}^{M_i}$, ($i = 1, \dots, D$) とする。ただし、 θ はアームやカメラヘッドなど、ロボットのすべての関節の姿勢を要素とするベクトルであり、 N はその自由度である。また M_i は i 番目のセンサデータの次元である。本論文では、 $\mathbf{x}_i(\theta)$ の分散をその共分散行列 $\mathbf{C}(\theta)$ のトレース $\sigma_i^2(\theta) \triangleq \text{tr}[\mathbf{C}(\theta)]$ とみなし、これを D 種類のセンサデータについて集めた

$$\mathbf{z}(\theta) = [\tilde{\sigma}_1(\theta)^2, \dots, \tilde{\sigma}_D(\theta)^2]^T \in \mathbb{R}^D, \quad (1)$$

を観測分散ベクトルと呼ぶ。ここで $\tilde{\sigma}_i^2(\theta)$ は、 $\sigma_i^2(\theta)$ の対数の最小値・最大値がそれぞれ 0 および 1 となるように正規化したものである。

センサデータは身体の観測と外界の観測の両方によって生じ、身体を観測するときのセンサデータの分散は外界を観測するときのそれに比べ小さいと考えられる。そこで、各姿勢に対するセンサデータの分散の分布は、身体の観測に起因するものと環境の観測に起因するものの二つの混合正規分布であると仮定する (Fig. 4 参照)。すなわち、 $\mathbf{z}$ の分布は

$$p(\mathbf{z}; \alpha) = w_b \mathcal{N}(\mathbf{z}; \boldsymbol{\mu}_b, \boldsymbol{\Sigma}_b) + w_e \mathcal{N}(\mathbf{z}; \boldsymbol{\mu}_e, \boldsymbol{\Sigma}_e) \quad (2)$$

で与えられるとする。ここで、 $\mathcal{N}(\mathbf{z}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ は、平均 $\boldsymbol{\mu}$ 、共分散

Fig. 4 Mixture of Gaussian distribution model of the invariance of multiple sensory data

$\boldsymbol{\Sigma}$ の $\mathbf{z}$ の正規分布を表し、添え字の b と e はそれぞれ、身体と外界を表す。正の重み w_b と w_e は $w_b + w_e = 1$ を満たす。

3.2 混合正規分布の推定

ロボットの姿勢が q_θ 個に量子化されているとき、ロボットは $\mathbf{z}(\theta_i)$, ($i = 1, \dots, q_\theta$) を計測することができるが、それぞれの $\mathbf{z}(\theta_i)$ がどちらの分布から生じたのかは計測できない。したがって、混合正規分布の推定には、不完全データからパラメータの最尤推定を行う理論的枠組みである EM アルゴリズム [20] を適用する。

EM アルゴリズムでは、与えられた初期パラメータに対し、E-step と M-step を収束するまで繰り返し適用し、不完全データ $Z = \{\mathbf{z}(\theta_1), \dots, \mathbf{z}(\theta_{q_\theta})\}$ の対数尤度関数、

$$\mathcal{L} = \log p(Z|\alpha), \quad (3)$$

を最大化するパラメータ $\alpha = \{w_b, \boldsymbol{\mu}_b, \boldsymbol{\Sigma}_b, w_e, \boldsymbol{\mu}_e, \boldsymbol{\Sigma}_e\}$ を推定する。E-step は、 Z とパラメータの推定値 $\alpha^{(t)}$ が与えられたときの完全データ $\{Z, H\}$ の対数尤度関数の期待値、

$$Q(\alpha|\alpha^{(t)}) = E_Z\{\log p(Z, H|\alpha)|Z, \alpha^{(t)}\} \quad (4)$$

を計算するプロセスである。ここで、 H はそれぞれの $\mathbf{z}(\theta)$ がどちらの分布に属するのを示す隠れパラメータである。M-step では、 $Q(\alpha|\alpha^{(t)})$ を最大化するように α が更新される。上記の E-step と M-step の繰り返しにおいて、対数尤度関数が単調増加することが知られている [20]。

ロボットのタスクは、現在の姿勢において観測している対象が身体であるか、非身体であるかの識別である。これは、収集したセンサデータから推定した混合正規分布を用いて、現在の姿勢に対するセンサデータの分散 $\mathbf{z}(\theta)$ がどちらの正規分布に属するのかを判定することで実現される。本稿では、尤度の大小によってこれを判定する。

4. 実験

4.1 センサデータの相補的利用による身体の発見

Fig. 5 (a) に示すような実ロボットを用いて、提案手法により、センサデータを相補的に利用して身体を発見可能であることを示す。ロボットは二つのカメラを有し、センサデータとして、左カメラ中心の視差、輝度値パターン、平均彩度、平均エッジ方向を獲得する。ロボットは二つのカメラが搭載されるカメラヘッド、アーム、移動台車を有し、カメラヘッドはパン・チルト方向に運動することができる。アームは 4 自由度を有するが、結果の解釈を容易にするために、以下の実験では固定した。提案手法がセンサデータを相補的に利用可能であることを示すため、ロボットのアーム表面に 2 種類のテクスチャを貼り付けて実験を行った。Fig. 5 (b) は自身のアームを眺めるロボットの視野の一例である。画面中央の正方形の領域は注視窓を示しており、この領域の平均輝度値を平均輝度値パターンと呼ぶ。本実験で用いた画像全体のサイズは 240×180 [pixel] であり、注視窓のサイズは 8×8 [pixel] とした。

ロボットはランダムにカメラヘッドの姿勢を変えながら、様々な姿勢でのセンサデータを収集し、各姿勢におけるセンサデー

(a) The robotic test-bed

(b) An egocentric view of the robot

Fig. 5 The robotic test-bed: (a) the whole body and (b) an egocentric view

(a) Schematic examples of observing posture and the correction of the average luminance pattern in each posture

(b) The extracted body by a human experimenter

Fig. 6 Acquisition of sensory data and the desired extraction of the body

タの平均と分散を学習する。学習の間、ロボットが移動台車によってランダムに動き回ることによって、環境は時々刻々変化する。Fig. 6 (a) の右側の図は、例として、カメラヘッドの各姿勢において獲得された平均輝度値パターンをパン（横軸）とチルト（縦軸）の順に並べて示したものである。ロボットのタスクは獲得されたセンサデータから身体をとらえている部分のみを抽出することである。したがって、身体をとらえているとみなされた姿勢における平均輝度値パターンをカメラヘッドの姿勢ごとにプロットしたものが、Fig. 6 (b) のように、実際に身体がとらえられている姿勢におけるそれと一致するかどうかで、

(a) Distribution of observing variance and its estimation

(b) The found body

Fig. 7 Body-nonbody discrimination with luminance pattern

(a) Distribution of observing variance and its estimation

(b) The found body

Fig. 8 Body-nonbody discrimination with disparity

提案手法を評価する。

4.1.1 輝度値パターンを用いた身体—非身体の識別 ($D = 1$)

センサデータとして、左カメラの中心領域 (8×8 [pixel]) の輝度値パターンを用いて身体—非身体の識別実験を行った。Fig. 7 (a) は、輝度値パターンの分散の分布（ヒストグラム）と EM アルゴリズムにより推定された混合正規分布（実線）を示している。分散の低い側にある正規分布が身体を観察する姿勢における輝度値パターンの分散の分布に、高い側が外界を観察する姿勢における輝度値パターンの分散に対応すると考えられる。Fig. 7 (b) は、身体を観測していると判定された姿勢における平均輝度値パターンを示している。Fig. 7 (b) と目標の抽出結果である Fig. 6 (b) を比較すると、粗いテクスチャを持つ身体部分については比較的正しく身体であると識別ができているのに対し、細かいテクスチャを持つ身体部分については、外界であるとみなしている部分があることが分かる。これは、細かいテクスチャの輝度値パターンが、姿勢の違いに対して敏感に変化するためであると考えられる。

4.1.2 視差を用いた身体—非身体の識別 ($D = 1$)

センサデータとして左カメラの中心領域の視差のみを用いて、身体—非身体の識別実験を行った。Fig. 8 (a) は、視差の分散の分布（ヒストグラム）と EM アルゴリズムにより推定された混合正規分布（実線）を示している。Fig. 7 (a) と同様に、分散の低い側の分布が身体を、高い側が外界を示していると考えられる。Fig. 8 (b) は身体を観測していると判定された姿勢における平均輝度値パターンを示している。Fig. 8 (b) を目標の識別結果 (Fig. 6 (b)) と比較すると、センサデータとして輝度値パターンを用いた場合の結果とは逆に、細かいテクスチャを持つ身体部分については正しく身体であると識別ができているが、粗いテクスチャを持つ身体部分について、外界であるとみなしてい

Fig. 9 Body-nonbody discrimination with luminance and disparity

る部分があることが分かる。これは、粗いテクスチャを持つ部分で、視差を計算するためのステレオマッチングの精度が悪くなっているためであると考えられる。

4.1.3 輝度値パターンと視差を用いた身体—非身体の識別 ($D = 2$)

単一のセンサデータを用いた身体—非身体の識別実験では、それぞれのセンサデータの性質に応じて、正しく身体—非身体が識別できる部分が異なることが分かった。そこで次に、これらのセンサデータを組み合わせることにより、相補的に身体—非身体の識別が可能であることを示す実験を行った。

Fig. 9 はセンサデータとして、左カメラ中心領域の視差と 8×8 [pixel] の輝度値パターンの両方を用いた実験 ($D = 2$) の結果を示している。Fig. 9 (a) は視差と輝度値パターンの分散の分布であり、Fig. 9 (b) は EM アルゴリズムにより推定された混合正規分布である。単一のセンサデータを用いた場合と同じく、分散の低い側の分布が身体を、高い側が外界を示していると考えられる。Fig. 9 (c) は身体を観測していると判定された姿勢における平均輝度値パターンを示している。Fig. 9 (c) は単一のセンサデータを用いた場合の結果 (Fig. 7 (b) および Fig. 8 (b)) に比べ、目標の抽出結果 (Fig. 6 (b)) に近く、それぞれ単一のセンサデータを用いた場合では、正しく識別できていなかった身体部分に関して相補的に働いていることが分かる。

4.1.4 輝度値パターン、視差、色、エッジ方向を用いた身体・非身体の識別 ($D = 4$)

さらに、左カメラ中心領域の平均彩度および平均エッジ方向を加えて実験を行った。Fig. 10 (a) は左カメラ中心領域の平均彩度のみを用いたとき ($D = 1$) に、身体を観測していると判定された姿勢における平均輝度値パターンを示したものであり、Fig. 10 (b) は平均エッジ方向を用いたとき ($D = 1$) のものである。単一のセンサデータとして、視差や輝度値パターンを用

Fig. 10 Body-nonbody discrimination with additional sensory data

Fig. 11 Body-nonbody discrimination with four kinds of sensory data, luminance, disparity, color, and direction of edge

Fig. 12 A test-bed robot with an infant-like appearance

いた識別結果 (Fig. 7 (b) および Fig. 8 (b)) に比べ、比較的広い範囲で外界を身体として識別してしまっている部分があることが分かる。これらのセンサデータを加え、左カメラ中心の視差、輝度値パターン、彩度、平均エッジ方向を用いた場合でも、輝度値パターンと視差を用いた結果 (Fig. 9) と同程度、あるいはわずかではあるが、目標 (Fig. 6 (b)) により近い識別結果が得られた (Fig. 11)。

以上の実験から、単一で用いた場合では、身体の一部を環境とみなしてしまったり、環境の一部を身体と誤ってみなしてしまうようなセンサデータであっても、提案手法により同時に用いることで、これらを相補的に利用して、身体・非身体の識別が可能であることが確認された。

4.2 ヒトに似た身体表面を持つロボットによる身体発見実験

提案手法による身体発見が、特定の身体に特化したものでないことを示すため、4.1 節の実験とは全く異なる外見のロボットにおいても身体発見が可能であることを示す。実験には、Fig. 12 (a) のような、頭部が一つのカメラと置き換わった以外は人間の乳児とほぼ同じ外見を持つロボットを用い、センサデータとして、カメラ画像中心の輝度値パターンと平均彩度を用いる。カメラはパン・チルト方向に駆動可能であり、ロボットの

Fig. 13 Body-nonbody discrimination by an infant-like robot with luminance and color

自由度はこの二つである。ロボットはランダムにカメラの姿勢を変えながら、様々な姿勢でのセンサデータを収集し、各姿勢におけるセンサデータの平均と分散を学習する。学習の間、実験者がロボットをランダムに移動させ、ロボットに対する環境を時々刻々変化させる。Fig. 12 (b) はロボットの視野の一例である。

Fig. 13 (a) は輝度値パターンと色の両方を用いて身体発見を行った結果である。一部、環境を身体とみなしている領域があるが、おおむね正しく身体を抽出できていることが分かる。Fig. 13 (b), (c) は輝度値パターンと色の分散の分布と推定された混合分布であり、それぞれのセンサデータの分散のみの軸で見ると二つの分布は重なる部分が多いが、両方の軸を用いるとこれらの重なり部分が減っていることが分かる。したがって、人間の乳児のような身体表面を持つようなロボットにおいても、複数のセンサデータの相補的な利用によって、身体発見が実現可能であることが確認できた。

5. 結言と討論

本稿では、センサデータの不变性によって観測対象が自己の身体であるか否かを判別できるという考え方にに基づき、センサデータから身体を発見する手法を提案した。提案手法では、身体を観測したことによるセンサデータの分散の分布と環境を観測したことによるそれが混合正規分布で近似されると仮定し、現在の観測がこれのどちらに属するかを判定することで、観測対象が自己の身体であるかを判定が可能である。例えば、外形が変化するケースや、柔軟な素材に埋め込まれた触覚センサのように、事前にセンサが身体をどのようにとらえるかが分かりにくいケース、あるいは、観測時にセンサに加わるノイズが未知であるケースにおいて、ロボットが動いてみることで、センサデータの不变性として身体が発見可能であると期待される。

実ロボットを用いた実験により、ロボットの身体表面の特性によらず、複数のセンサデータを相補的に利用して身体・非身体の違いが可能であることを確認した。センサデータと身体の特徴の組み合わせによっては二つの正規分布が重なりあってしまうことがあるが、さらに多くのセンサデータを組み合わせることで、重なりが少ない高次元の混合正規分布を得ることができると考えられる。ただしセンサデータの次元の増加によって混合正規分布の推定の探索空間が増大してしまうことに注意が必要である。

本論文では結果の解釈を容易にするため、ロボットの自由度はカメラヘッドのみに限定した実験を行ったが、これは提案手法がアームなどカメラヘッド以外の自由度での運動を許容しない枠組みであることを意味しない。カメラヘッド以外の自由度での運動がある場合も、姿勢の要素にその自由度を追加すれば同じ議論の展開が可能である。ただし姿勢の次元数を増やせば必要なセンサデータの数も増えてしまうことに注意が必要であり、効率的に姿勢を量子化する方法について検討する必要がある。

提案手法によりロボットができるようになったことは、現在の姿勢において視覚で観察されるものが身体であるか否かの判定のみであり、ロボットがタスクを実現するための身体表現としては不足である。今後の課題の一つとして、複数の感覚様式による身体表現の獲得に取り組む必要がある。複数の感覚様式による知覚を考えると、各様式の受容野が有限であるために、異なる様式では常に同じものが知覚されるとは限らず、統合が困難であるという問題がある。我々は、この問題に対しても、自分の身体を観測する際の不变性が利用できると考えており、これを利用して自身に対する接触と注視を結びつける方法をすでに提案している [21]。また獲得された身体表現をどのようにタスクに適用するか、同時並行して、考えていく必要がある。

自身の運動とセンサデータの相関に基づいて身体を発見する方法 [13]~[16] は、前述の通り、身体構造に関する先見的知識を必要とし、また視覚センサが環境に対して静止していなければならないため、視覚センサと環境の間にある身体部位、例えば胴体や足などはこの方法では発見することはできない。しかし人間の身体表現獲得過程のモデル化という観点からは、もっともらしい方法であると考えられる。実際、3~5ヶ月の乳児が自身の運動との関係で自身の身体をとらえていることを示すデータがある [7]。本論文で我々はこれと異なるアプローチで身体発見が可能な方法を提案したが、運動との相関に基づくアプローチを否定するものではなく、両者のアプローチの手法は相補的に機能しうると考えている。したがって、ロボットの運動を考慮した形に手法を拡張することが今後の課題となる。また構成論的研究の観点から、センサデータの不变性に基づく身体発見をサポートするような観察を得ることも今後の課題の一つである。

謝辞 本研究は、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)」、ならびに、日本学術振興会特別研究員奨励費の援助を受けた。

参 考 文 献

- [1] J.J. Kuffner, S. Kagami, K. Nishiwaki, M. Inaba and H. Inoue: "Dynamically-stable motion planning for humanoid robots," *Autonomous Robots*, vol.12, no.1, pp.105-118, 2002.
- [2] 藤原清司, 金広文男, 比留川博久: "バランス制御と共存可能なヒューマノイドの障害物回避アルゴリズム", *日本ロボット学会誌*, vol.21, no.6, pp.639-646, 2003.
- [3] 石黒章夫, 小林宏, 細田耕監訳 (編): '第12章センサーモータ協調の原理', 知の創成—身体性認知科学への招待—, 共立出版, 2001.
- [4] A. Maravita and A. Iriki: "Tools for the body (schema)," *Trends in Cognitive Sciences*, vol.8, no.2, 2004.
- [5] 村田哲: "ミラーニューロンとボディイメージ", *数理科学*, vol.39, no.12, pp.69-77, 2001.
- [6] L. Berthouze and S. Itakura: "Possibility of self-recognizing robots: From the perspective of research on nonhuman primates," *Japanese Journal of Cognitive Studies: Consciousness: Toward a Cognitive Science of Brain and Mind (Special Issue)*, vol.4, no.3, pp.120-127, 1997.
- [7] P. Rochat: 'Blackwell Handbook of infant development,' chapter Origins of Self-concept. Blackwell Publishing Ltd., 2004.
- [8] 板倉昭二: 自己の起源 比較認知科学からのアプローチ, 金子書房, 1999.
- [9] 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.
- [10] 川人光男: '第5章教師あり運動学習', 脳の計算理論, 産業図書, 1996.
- [11] Y. Yoshikawa, H. Kawanishi, M. Asada and K. Hosoda: "Body scheme acquisition by cross modal map learning among tactile, image, and proprioceptive spaces," In Proc. of the Second Intl. Workshop on Epigenetic Robotics, pp.181-184, 2002.
- [12] K.F. MacDorman, K. Tatani, Y. Miyazaki and M. Koeda: "Proto-symbol emergence," In Proc. of the Intl. Conf. on Intelligent Robot and Systems, pp.1619-1625, 2000.
- [13] M. Marjanovic, B. Scassellati and M. Williamson: "Self-taught visually-guided pointing for a humanoid robot," In Proc. of the Fourth Intl. Conf. on Simulation of Adaptive Behavior, 1996.
- [14] P. Fitzpatrick and G. Metta: "Toward manipulation-driven vision," In Proc. of the Intl. Conf. on Intelligent Robot and Systems, pp.43-48, 2002.
- [15] P. Michel, K. Gold and B. Scassellati: "Motion-based robotic self-recognition," In Proc. of 2004 IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2763-2768, 2004.
- [16] M. Asada, E. Uchibe and K. Hosoda: "Cooperative behavior acquisition for mobile robots in dynamically changing real worlds via vision-based reinforcement learning and development," *Artificial Intelligence*, vol.110, pp.275-292, 1999.
- [17] D. Pierce and B. Kuipers: "Map learning with uninterpreted sensors and effectors," *Artificial Intelligence*, vol.92, pp.169-229, 1997.
- [18] Y. Kuniyoshi, Y. Yorozu, Y. Ohmura, K. Terada, T. Otani, A. Nagakubo and T. Yamamoto: "From humanoid embodiment to theory of mind," In *Embodied Artificial Intelligence*, vol.3139 of LNCS/AI series, 2004.
- [19] J.K. Philipona, O'Regan and J.-P. Nadal: "Is there something out there?," inferring space from sensorimotor dependencies. *Neural Computation*, vol.15, pp.2029-2049, 2003.
- [20] 上田修功: "ベイズ学習 [1]—統計的学習の基礎—", *電子情報通信学会誌*, vol.85, no.4, pp.265-271, 2002.
- [21] Y. Yoshikawa, K. Hosoda and M. Asada: "Cross-anchoring for binding tactile and visual sensations via unique association through self-perception," In Proc. of the third Intl. Conf. on Development and Learning, 2004.

吉川雄一郎 (Yuichiro Yoshikawa)

1977年9月6日生。2005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修了。同年、株式会社国際電気通信基礎技術研究所知能ロボティクス研究所研究員となり現在に至る。在学中、2003年より日本学術振興会特別研究員 (DC2)。認知発達ロボティクスの研究に従事。博士 (工学)。

(日本ロボット学会正会員)

浅田 稔 (Minoru Asada)

1953年10月1日生。1982年大阪大学大学院基礎工学研究科後期課程修了。同年同大学基礎工学部助手。1989年同大学工学部助教授。1995年同教授。1997年同大学大学院工学研究科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。工学博士。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 (2003年4月からフェロー)、計測自動制御学会、システム制御情報学会、IEEE RAS, CS, SMC societiesなどの会員。日本赤ちゃん学会理事、NPO ロボカップ日本委員会理事、ロボカップ国際委員会プレジデント。

(日本ロボット学会正会員)

細田 耕 (Koh Hosoda)

1965年11月9日生。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年に1年間スイスチューリヒ大学客員教授。知能創発のためのロボットの設計と制御の研究に従事。博士 (工学)。IEEE、計測自動制御学会、日本機械学会の会員。

(日本ロボット学会正会員)

辻 義樹 (Yoshiki Tsuji)

1979年5月21日生。2004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前期課程修了。同年リコーシステム開発株式会社に入社。現在に至る。在学中、ロボットの身体表現獲得に関する研究に従事。