

着座姿勢認識のための 感圧センサー情報の記号化法の一検討

真部雄介[†] 藤田茂[†] 今野将[†] 原英樹[†] 菅原研次[†]

現実空間(RS; Real Space)とデジタル空間(DS: Digital Space)に存在する情報を密接に結びつけることによって、今までにない柔軟な情報処理やサービスを実現しようとする研究の1つに共生コンピューティングプロジェクトがある。本研究は、共生コンピューティングのアレームワークにおける環境情報の認識 (RS 認知) にスポットを当て、椅子に座った人間の姿勢状態を認識する機能を実現するための基礎的な実験・検討を行う。具体的には、感圧センサーを取り付けた椅子を用いて、座面への圧力情報のみによってシステムがどの程度人間の着座姿勢状態を記号化し認識できるのかを検討する。

Symbolizing Pressure Sensor Time Series for Sitting Posture Recognition

YUSUKE MANABE[†] SHIGERU FUJITA[†]
SUSUMU KONNO[†] HIDEKI HARA[†]
KENJI SUGAWARA[†]

Symbiotic Computing is a kind of research project and concept to bridge the gap between Real Space(RS) and Digital Space(DS). The purpose is mainly to develop flexible information service or application as well as to establish the next generation information platform. In order to establish the framework, it is necessary to develop two functions; 'RS Cognition' and 'DS Cognition'. This paper focuses on 'RS Cognition', which is perceptual function of software system for some events or human's action. In this study, we address sitting posture recognition problem as a kind of RS perception task. Specifically, we evaluate symbolization ability of clustering algorithm for time series observed by some pressure sensors on chair.

1. はじめに

近年、現実空間(RS: Real Space)とデジタル空間(DS: Digital Space)に存在する情報を密接に結びつけることによって、今までにない柔軟な情報処理やサービスを実現しようとする研究が数多く試みられている(1) (2) (3) (4) (5) (6)。これらの研究の目標は、生活環境に偏在させた様々なセンサーから得られる情報を統合化・ネットワーク化 (Sensor Fusion / Sensing Network) することによって実世界情報を柔軟に取り込み、センサーマシンの社会的な関係性の形成や日常生活の支援によって安全・安心な社会を実現するということである。

その中でも特に、共生コンピューティングプロジェクト1)では、RS と DS における「共認知」機能の実現を最重要項目として掲げ、RS と DS の間に存在する溝 (e-Gap) を埋めるためのアレームワークを提案している。

共認知とは、RS と DS に相互認知が実現された状態のことであり、その機能は「RS 認知」と「DS 認知」によって構成される。図 1 に共認知の概念図を示す。RS 認知とは、RS の社会知、個人の特長、環境情報などを DS において定義されるソフトウェアシステムが自律的に獲得することを指し、DS 認知とは、DS の情報、知識、サービスなどを RS に適切に分かりやすく表示、提供する機能を指す。このようなフレ

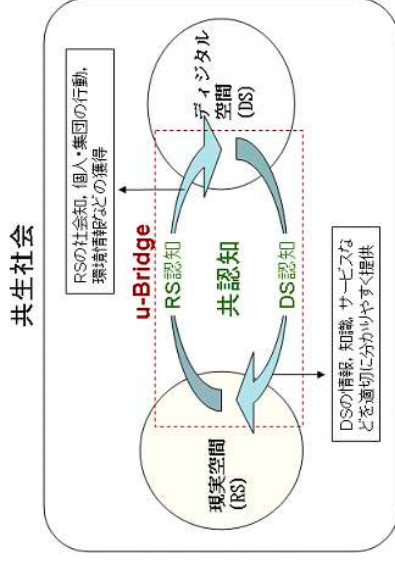


図 1 RS と DS の「共認知」
Figure 1 Mutual Recognition between RS and DS

ームワークを実現するためには、DS に構築されるソフトウェアシステムが RS から得られる様々な情報を適切に記号化して取り込む必要がある。また、取り込んだ情報を元に適切なサービスを提供する RS へと提供するためには、RS における意味的な情報と取り込んだ情報との対応付けが不可欠である。

そこで本研究では、RS 認知の中でも特に環境情報の認識にスポットを当て、椅子に座った人間の姿勢状態を認識する機能を実現するための基礎的な実験・検討を行う。具体的には、感圧センサーを取り付けた椅子を用いて、座面への圧力情報のみによってシステムがどの程度人間の着座姿勢状態を記号化し認識できるのか検討する。

本論の構成を以下に示す。2 章では、RS 認知を実現するために必要な機能について考察する。3 章では、感圧センサーを取り付けた椅子を用いた実験とその結果および考察について述べる。最後に、4 章でまとめと今後の課題について記述する。

2. RS 認知具体化のための考察

RS 認知における環境情報の認識機能を実現するために必要な機能について考察する。

2.1 センサー情報の計測・蓄積

まず、最も原初的な機能はデバイスによるセンシング、すなわちセンサー情報の計測・蓄積である。一般的に、環境から何らかのデバイスによって得られるセンサー情報は、複雑な挙動を示す多次元時系列データである。得られるデータの種類の、センサーデバイスの種類によって様々なものが考えられるが、取得するデータの種類やサンプリングレート等によってはデータ量が膨大になる可能性がある。

本論文が目的とするセンサー情報の記号化メカニズムの構築は、センサーデバイスに依存しない（どのようなセンサーから得られたデータに対しても共通的に有効な）ものを目指しており、データの蓄積・管理方法については今回は言及しないことにする。

しかし、共生コンピューティングの枠組みでは、マルチエージェントを基盤とした分散処理に基づくシステム構築を目指しており、複数のソフトウェアエージェントが多種多様なセンサーデータを統合的に処理する機能が求められるため、効率的なデータの蓄積・管理方法の実現は今後の重要課題である 7)。

2.2 物理レベルの記号化

上記したような時系列データを記号化するプロセスを物理レベルの記号化と呼ぶことにする。すなわち、物理レベルの記号化とは、時系列データの分節化であり、デ

ータベクトルの相対的な差異の検出である。

物理レベルの記号化を実現する最も一般的な方法は、時系列データのクラスタリングである。クラスタリングの対象は、ある時刻において観測された単一データベクトルをクラスタリングする方法と、データベクトルをある特定の時間間隔で切り出した時系列パターンをクラスタリングする方法がある。さらに、時系列パターンのクラスタリングは、固定長切り出しと可変長切り出しがある。また、クラスタリングアルゴリズムは、階層的クラスタリングと非階層的クラスタリングがある 8)。後者には k-means 法や自己組織化マップ (Self Organizing Map, SOM)、学習ベクトル量子化 (Learning Vector Quantization, LVQ) などが利用できる。これらのアルゴリズムは、単一データベクトルおよび時系列データベクトルのどちらを対象としても適用可能であるが、時系列パターンの切り出しを可変長とする場合は、DP マッチングや Longest Common Subsequence (LCS) 9)、Levenshtein 距離 10) など、長さの異なるデータ間において伸縮を許容した類似度計算が可能な方法を用いてクラスタリングする必要がある。

このほか時系列パターンを特徴付ける方法としては、各セグメント区間のフーリエ変換に基づく周波数成分を用いる方法や回帰モデルによる当てはめに基づくモデル係数を利用する方法などが考えられる。

2.3 意味レベルの記号化

意味レベルの記号化とは、RS の状況に直結する物理情報と意味情報を対応付けることである。この処理はシンボル・グラウンディングと呼ばれ 11)、重要な研究テーマとなっている。意味情報 (意味レベルの記号) とは応用上必要と考えられる概念カテゴリのことであり、本研究では主に言語によって表現することにする。表現形式は、単なる言語的ラベル (単語・キーワード) のほか、それらの関係性を意味ネットワークや各種オントロジー 12)、格フレーム 13) などによって記述することも検討中である。本研究では応用上必要と考えられる意味情報をあらかじめ用意し、物理レベルの記号との対応付けを行っておく) 方針を採用する。このような方針を採用する理由は、獲得された記号が人間にとって何を意味しているのかわからなければ、工学的応用は難しいと考えるためである [a]。

物理レベルの記号と意味レベルの記号は、多対多の関係係であることも重要である。

a) 身体性やソフトウェアシステムといった概念を援用し、ロボットに何らかの自律的なシンボルグラウンディングメカニズムを実装し、記号 (またはそれと見做し現象) をロボット内部に自己組織的に獲得させる研究も存在する 14) 15) 16) 17) が、これらの研究では、獲得された記号の意味は記号獲得過程の実験やシミュレーションを行った後の人間によるログの分析によってはじめて解釈される。すなわち、システムが自律的に獲得した (であろう) 記号の意味はそのままでは判断できないということであり、第三者 (系の外部に存在する人間) による意味づけがなければ工学的応用は不可能である。

すなわち、物理レベルで同一の記号が意味レベルでは異なる記号（意味カテゴリ）へマッピングされたり、物理レベルで異なる記号が意味レベルで同一の記号（意味カテゴリ）へマッピングされたりすることが起こりえる。したがって、物理レベルの記号と意味レベルの記号の対応関係は、単純な関数によって実現することは不可能であり、リカレントニューラルネットワークのようなモデルを用いてコンテキスト情報を含んだ形で（ある意味強引に）関数近似してしまうか、あるいは確率的なマッピングが必要となる。

3. 実験

本研究では、前章までの考察を踏まえ、認識機能の設計フェーズを想定した実験を行った。

3.1 実験環境

実験環境のシステム構成を図 2 に、実験機材の写真を図 3 に示す。椅子の座面上には、12 個の感圧センサーが取り付けられた自作のシートを置き、作業者がその上に座ることで、座り方に応じた圧力データが計測される。また、椅子と机の周辺の様子は右横方向から USB カメラで計測される。着座姿勢状態を認識するために、様々な姿

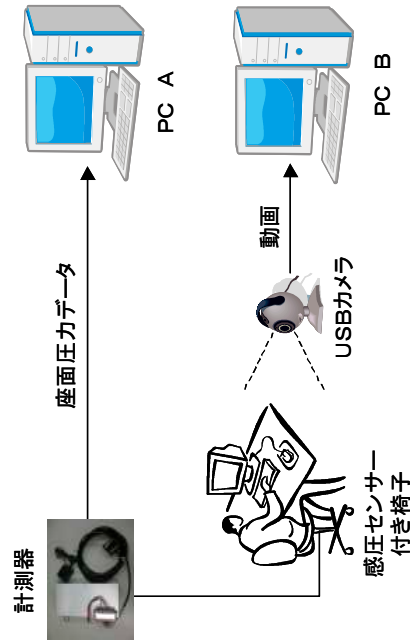


図 2 実験環境のシステム構成
Figure 2 System Architecture for Experiment

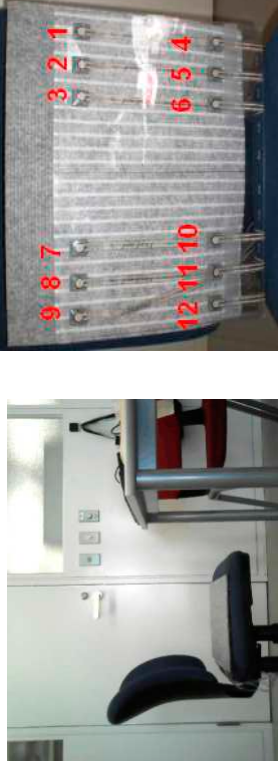


図 3 実験風景 (左：椅子および机, 右：座面の感圧センサー)

Figure 3 Experimental Views (Left: Chair and Desk, Right: Pressure Sensors on Seat)

勢時の座面圧力データと実際の姿勢パターンデータ（動画像データ）の計測を同時に行える環境を設定した。

3.2 実験手順

実験データの詳細と実験手順の詳細を示す。

3.2.1 実験データの詳細

計測したデータは、座面圧力データと作業動画データである。今回は、データの計測を 2 回行った（それぞれ、データセット A, B とする）。1 人の作業者が感圧センサーの取り付けられた椅子へ座り、簡単なデスクワークを行う過程を計測する。2 回の計測において行われた主な作業は、「読書」「文字を書く」「キーボードを打つ」である。これらの作業を任意の順番で適当に姿勢を変化させながら行なう様子を計測した。

座面圧力データの計測は毎秒 10 サンプルング、動画像の計測は毎秒 1 フレームで計測した。計測時間は、データセット A が 74 秒、データセット B が 75 秒である。

3.2.2 実験手順

実験では、座面圧力データを用いて物理レベルの記号化を、着座姿勢動画データを用いて意味レベルの記号化をそれぞれ行い、両者を対応付ける実験を行った。データセット A およびデータセット B は、それぞれ別々に記号化した。

座面圧力データの物理レベルの記号化は、k-means 法を用いてクラスタリングすることによって行った。前処理として毎秒 10 サンプルングの圧力データを 10 データずつ（1 秒毎に）平均値を計算し、前処理後の 1 秒 12 次元のベクトルに対しクラスタリングを行った。k-means 法のパラメータは、クラスタ数を 10、最大繰り返し回数を 3000 回とし、初期クラスタはランダムに与えた。

3.3 結果と考察

図 4 に、データセット A および B における着座姿勢動画から得られたシナリオ (人間による意味レベルの記号化処理の結果) を示す。データセット A は 10 工程、データセット B は 13 工程で記号化された。

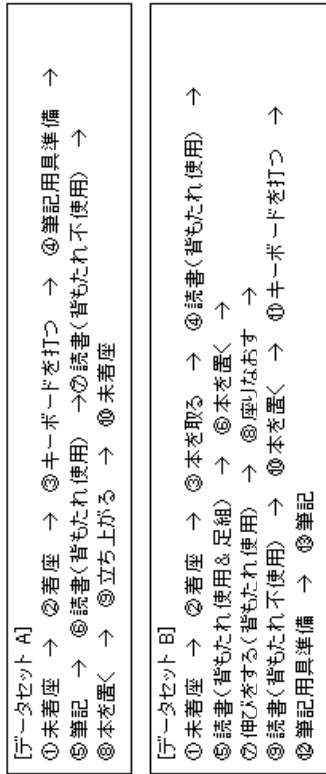


図 4 動画から抽出されたシナリオ

Figure 4 Scenarios Extracted from Movie

表 1 および表 2 に、座面圧力データの k-means 法によるクラスタリング結果と各作業工程とを対応付けたタイムテーブルを示す。各表の列 (上部の数字) は時間を、行は人間による意味レベルの記号を、色付けされ数字は k-means 法によってクラスタリングされたクラスターの番号をそれぞれ表す。意味レベルの記号と物理レベルの記号が完全に一致している場合は、各行ごとに異なる色付けがなされるはずであるが、図を見ると必ずしもそうなっていないことがわかる。しかしながら、例えば表 1 において、筆記用具準備はクラスター番号 6 が多い、筆記はクラスター番号 8 が多い、読書 (背もたれ不使用) はクラスター番号 5 が多いなどの傾向は見取れ取れる。同様に、表 2 においても、意味レベル記号と物理レベル記号の一致率が高いものが見られる。

そこで次に、各データセット別に意味レベルの記号と物理レベルの記号 (クラスター番号) の一致率を計算した。表 3 および表 4 に結果を示す。一致率の高いもの (60% 以上のもの) には色付けがしてあるが、意味レベル記号の数が少ないものは一致率が高くてもあまり意味をなさない (例えば、データセット A の「本を置く」のように、1/1 で一致率が 100% であるようなものは意味をなさない) と考え、色付けは行っていない。これらの表を見ると、データセット A では、「着座」、「筆記用具準備」、「筆記」などの 5 パターンが良く検出できていることがわかる。データセット B では、「キーボードを打つ」、「筆記」、「読書 (背もたれ使用)」、「読書 (背もたれ不使用)」などの

表 1 物理および意味レベルにおける記号化結果 (データセット A)

Table 1 Result of Symbolization in Semantic Level and Physical Level (Data Set A)

Table 1 is a grid showing the symbolization results for Dataset A. The rows represent semantic level actions: 未着座 (No sitting), 着座 (Sitting), キーボードを打つ (Type on keyboard), 筆記用具準備 (Prepare writing tools), 筆記 (Writing), 読書(背もたれ使用) (Reading with backrest), 読書(背もたれ不使用) (Reading without backrest), 本を置く (Put book down), 立ち上がる (Stand up). The columns represent physical level actions: 未着座 (No sitting), 着座 (Sitting), キーボードを打つ (Type on keyboard), 筆記用具準備 (Prepare writing tools), 筆記 (Writing), 読書(背もたれ使用) (Reading with backrest), 読書(背もたれ不使用) (Reading without backrest), 本を置く (Put book down), 立ち上がる (Stand up). The grid contains colored cells (yellow, green, blue, red, purple) indicating the mapping between semantic and physical levels.

表 2 物理および意味レベルにおける記号化結果 (データセット B)

Table 2 Result of Symbolization in Semantic Level and Physical Level (Data Set B)

Table 2 is a grid showing the symbolization results for Dataset B. The rows represent semantic level actions: 未着座 (No sitting), 着座 (Sitting), 本を取る (Pick up book), キーボードを打つ (Type on keyboard), 筆記用具準備 (Prepare writing tools), 筆記 (Writing), 読書(背もたれ使用) (Reading with backrest), 読書(背もたれ不使用) (Reading without backrest), 読書(背もたれ足組) (Reading with backrest and leg support), 本を置く (Put book down), 伸びをすする(背もたれ使用) (Stretch with backrest), 座りなおす (Sit again). The columns represent physical level actions: 未着座 (No sitting), 着座 (Sitting), 本を取る (Pick up book), キーボードを打つ (Type on keyboard), 筆記用具準備 (Prepare writing tools), 筆記 (Writing), 読書(背もたれ使用) (Reading with backrest), 読書(背もたれ不使用) (Reading without backrest), 読書(背もたれ足組) (Reading with backrest and leg support), 本を置く (Put book down), 伸びをすする(背もたれ使用) (Stretch with backrest), 座りなおす (Sit again). The grid contains colored cells (yellow, green, blue, red, purple) indicating the mapping between semantic and physical levels.

表 3 意味レベルの記号と物理レベルの記号の一致率 (データセット A)

Table 3 Correspondence Rate between Semantic and Physical Symbols (Data Set A)

	クラスタ番号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
未着座	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%
着座	12.5%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	12.5%	12.5%	0.0%	62.5%
キーボードを打つ	0.0%	33.3%	50.0%	0.0%	0.0%	16.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
筆記用具準備	0.0%	0.0%	14.3%	0.0%	85.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
筆記	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	15.4%	0.0%	84.6%	0.0%	0.0%	0.0%
読書(背もたれ使用)	0.0%	0.0%	0.0%	14.3%	85.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
読書(背もたれ不使用)	0.0%	0.0%	0.0%	80.0%	0.0%	0.0%	0.0%	20.0%	0.0%	0.0%
本を置く	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
立ち上がる	0.0%	0.0%	0.0%	50.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	50.0%	0.0%

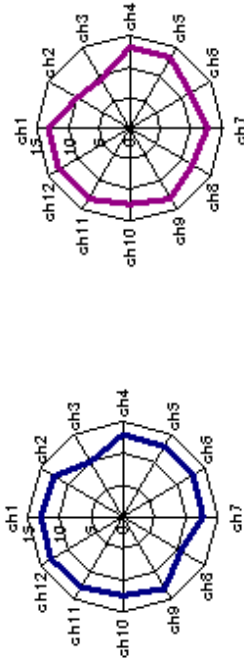
表 4 意味レベルの記号と物理レベルの記号の一致率 (データセット B)

Table 4 Correspondence Rate between Semantic and Physical Symbols (Data Set B)

	クラスタ番号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
未着座	0.0%	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
着座	0.0%	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
本を取る	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
キーボードを打つ	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	12.5%	0.0%	0.0%	0.0%	87.5%	0.0%
筆記用具準備	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	83.3%	16.7%	0.0%	0.0%	0.0%
筆記	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	16.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
読書(背もたれ使用)	72.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	18.2%	0.0%	9.1%	0.0%
読書(背もたれ不使用)	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	88.9%	11.1%	0.0%	0.0%	0.0%
読書(背もたれ&足を組む)	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	66.7%	0.0%	25.0%	0.0%
本を置く	0.0%	0.0%	0.0%	33.3%	0.0%	33.3%	0.0%	33.3%	0.0%	0.0%
伸びをする(背もたれ使用)	0.0%	0.0%	66.7%	16.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	16.7%
座りなおす	33.3%	0.0%	33.3%	33.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

6 パターンが良く検出できていることがわかる。このことは、それぞれの作業内容に対応した着座姿勢が存在する可能性がある。また、着座姿勢に対応した座面圧力データが存在する可能性があるということである。また、k-means の様な実装が容易なアルゴリズムでも着座状態の相対的差異の検出が可能であることがわかった。

次に、データセット A およびデータセット B の両方で良く検出できている「読書(背もたれ使用)」について、k-means 法によって得られたクラスタベクトルを比較した。図 5 にそれぞれのデータセットから得られたクラスタベクトルを示す。この図を見ると、意味的には同一の記号が割り当てられているにもかかわらず、クラスタベクトル



[データセット A] [データセット B]

図 5 「読書 (背もたれ使用)」のクラスタベクトル

Figure 5 Cluster Vectors for 'Reading with Chair Back'

のパターンが異なっていることがわかる。このことは、データセット A から得られた、「読書 (背もたれ使用)」に関するクラスタベクトルでは、データセット B の「読書 (背もたれ使用)」を認識できないということを示している。この結果は、姿勢認識が不可能ということを示しているのではなく、背もたれを使用して読書をするパターンが複数あるということを示唆するものであると考えられる。したがって、長期的なデータの計測を行うことで、各作業内容と相関の高い典型的な着座パターンの発見に繋がるのではないかと考えている。

4. おわりに

本研究では、RS 認知における環境情報の認識課題の 1 つとして、感圧センサーを取り付けたイスを用いた人間の着座姿勢状態の記号化に関する基礎的な実験を行った。今回の実験では、

- 様々な作業動作に対応した着座姿勢が存在する可能性がある、
- 様々な着座姿勢に対応した座面圧力データが存在する可能性がある、
- クラスタリングにより着座状態の相対的差異の検出が可能である

ということが明らかとなった。

今回の実験結果においては、着座姿勢認識を可能とすると典型的パターンのようなものを獲得するにはいたらなかったが、長時間計測することで姿勢変化パターンや典型的な着座姿勢パターンの抽出・検出が可能となる可能性がある。また、比較的計測が容易なデータと実装が容易なアルゴリズムでも着座状態の相対的差異の検出 (姿勢あるいは作業内容の変化点の検出) が可能であったことから、感圧センサー以外のセンサ

一から得られる情報を統合的に用いることで、より高度な認識が行える可能性は十分にある。

今後は、センサーの数を増やし長時間にわたってデータ計測を行って、今回と同内容の実験を行いたいと考えている。現在、Wiiリモコンに搭載されている加速度センサーおよび赤外線カメラを用いて、椅子の背もたれの動きの変化や頭部に取り付けた赤外線LEDの変化を検出し、正しい姿勢を保持させるための姿勢パターンの検出を試みている。また、物理レベル情報の相対的差異の検出はクラスタリングによって可能でも、意味レベルの記号の獲得と対応付けは困難である。2章でも指摘したように、意味レベルの記号と物理レベルの記号は多対多の関係を持っていることが予想され、適切なモデリング手法を考える必要がある。

最後に、本研究の最終目標は、マルチエージェントなどの分散情報処理アーキテクチャと統合することにより、低次情報処理と高次情報処理を結びつけることである。人間が行っている柔軟な情報処理は、画像処理や信号処理の技術のみで実現することは不可能である。(動)画像・信号に対する適切かつ単純な記号化処理を繰り返し行いながら、同時に記号化された情報を用いた知識処理を行う枠組みを構築し、本研究の成果と結び付けていく予定である。

謝辞 本研究の一部は、科研費課題番号 21700243 の支援を受けて行われた。

参考文献

- 1) 白鳥則男, 菅原研次他: Symbiotic Computing - ポスト・ユビキタス情報環境へ向けて -, 情報処理, Vol.47, No.8, pp.811-816, (2006).
- 2) 佐藤知正編著: 人と共存するコンピュータ・ロボット学, オーム社, (2004).
- 3) 中嶋秀之, 橋田浩一他: 情報インフラに基づくグラウンディングとその応用, サイバリアシストプロジェクトの概要, ソフトウェア, Vol.18, No.4, pp.48-56, (2001).
- 4) 竹内勇剛: 「ソーシャルインテリジェンス」プロローグ, 知能と情報 (日本知能情報フェアイ学会誌), Vol.20, No.4, pp.438-439, (2008).
- 5) 西村拓一, 栗原聡: 「センシングネットワーク: 目的指向編」にあたって, 人工知能学会誌, Vol.23, No.4, pp.445-446, (2008).
- 6) 西村拓一, 栗原聡: 「センシングネットワーク: 要素技術編」にあたって, 人工知能学会誌, Vol.23, No.5, pp.589-590, (2008).
- 7) 根岸佑也, 川口信夫: ユビキタスコンピューティングにおけるコンテキストセンシングとデータ処理, 人工知能学会誌, Vol.23, No.5, pp.597-603, (2008).
- 8) 宮本定明: クラスタ分析, 森北出版, (1999).

- 9) L. Bergroth, H. Hakonen, T. Raita: A survey of longest common subsequence algorithms, Proceedings of 7th International Symposium on String Processing and Information Retrieval 2000 (SPIRE 2000), pp.39-48, (2000).
- 10) V. I. Levenshtein: Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. Soviet Physics, 10:707-710, (1966).
- 11) 橋田浩一: 情報インフラに基づくシンボリックグラウンディング, 2001年電子情報通信学会情報・システムソサイエティ大会, pp.291-292, (2001).
- 12) K. Kamei, Y. Yanagisawa, et. al.: Labeling-based Knowledge Construction for Real-world Event Understanding, Proceedings of 8th IEEE International Conference on Cognitive Informatics (ICCI2009), pp.116-124, (2009).
- 13) 小島篤博, 田原典枝, 田村武志, 福永邦雄: 動画像における人物行動の自然言語による説明の生成, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol. J81-D-II, No.8, pp.1867-1875, (1998).
- 14) 岡田美智男, 三嶋博之, 佐々木正人編: 身体性とコンピュータ, 共立出版, (2001).
- 15) 羽倉淳, 横井浩史, 嘉数侑昇: アフォーダンス理論に基づく自律エージェントの環境認識機構, 第5回マルチエージェントと協調計算ワークショップ, (1995).
- 16) 岡田昌史, 中村大介, 中村仁彦: 力学的情報処理を用いた自己組織的記号獲得と運動生成. 人工知能学会論文誌, Vol. 20(3), pp. 177-187, (2005).
- 17) 谷口忠大, 植木哲夫: 身体と環境の相互作用を通じた記号創発: 表象生成の身体依存性についての構成論, システム・制御・情報学会誌, Vol. 18(12), pp. 18-27, (2005).