

運動の認識・生成計算の再帰的情報処理を通じた 群集をすり抜けるヒューマノイドロボット

高野 渉^{1,a)} 上段 達弘¹ 中村 仁彦¹

受付日 2012年1月27日, 採録日 2012年7月2日

概要: ロボットが人間と共存するには, 人間の行動を理解し, 環境に合わせて柔軟に行動をする機能が不可欠である. これまでロボティクスの分野において, 行動を統計モデルを通じて記号化し, その記号を用いて人間の行動を認識し, 記号からロボットの行動を生成する計算の枠組みが提案されてきている. この認識と生成のループ計算は, ロボットが環境を理解し, 環境に働きかける知能であり, 人間とロボットのインタラクションの基盤技術である. 本論文では, この行動認識・生成モジュールを再帰的に結合することによって, 他者の推論を推定しながらロボットが柔軟に行動を適応する手法を提案する. 提案する枠組みを群集の間をすり抜けるロボットの歩行運動計画に適用することによって, 本手法の有効性を示した. また, 構成論的アプローチにより再帰レベルと表出される現象の関係性を抽出し, 再帰計算のレベルの深さを推定するためのシミュレーション環境を構築した.

キーワード: 隠れマルコフモデル, 運動の記号化, 運動認識/生成, 再帰計算

Recursive Computation of Motion Recognition and Generation for Humanoid Robots That Pass through Crowd

WATARU TAKANO^{1,a)} TATSUHIRO JOUDAN¹ YOSHIHIKO NAKAMURA¹

Received: January 27, 2012, Accepted: July 2, 2012

Abstract: As robots expand into the society, it is necessary for the robots to adapt behaviors in response to various environment around themselves. Especially, the framework of symbolization of behavioral patterns has been developed so that the robots can recognize human behaviors and generate their own motions, and this loop computation of recognition and generation is expected to work in human-robot interaction. Moreover the recursive process of this computation is important for the robots to improve the interaction with human. So, we proposes a novel approach to intelligent processing based on the recursive computation of the motion recognition and generation. We applied this framework to humanoids which pass through the crowd. We developed the computational method which makes it possible for robots to plan the path without the collision with others. Moreover, the simulation revealed that the recursive level of 2 is sufficient for this kind of interaction through the constructive approach.

Keywords: Hidden Markov Model, motion symbolization, motion recognition/generation, recursive computation

1. はじめに

発達心理学の分野において, Donald [1] はミメシスが人間の高度な知能の根源であるとするミメシス理論を提唱し

た. ミメシス理論によれば, 人間は他者の行動を模倣することによって運動パターンを獲得し, シンボル化する. 記憶したシンボルを用いて動作の認識・生成を行い, コミュニケーション能力を発達させる. さらに神経科学の分野では, Rizzolatti ら [2] が, サルが他者の特定の行動を観察したときおよび自分自身が同じような行動をとったときに発火するミラーニューロンを発見した. このミラーシステ

¹ 東京大学
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo, 113-8656 Japan
^{a)} takano@ynl.t.u-tokyo.ac.jp

ムは、行動の記号化を通じた記憶、観察した行動のシミュレーションによる認識およびコミュニケーション、さらにブローカの運動性言語野との関係性が指摘され、注目されている [3]. 他者の行動の認識および自己の行動生成の双方向情報処理に深く関わっているとされている.

ミメシス理論やミラーニューロンの考えを受けて、ヒューマノイドロボットの運動生成の分野においても、見まねを通じた運動認識・生成の研究が数多く行われてきた [4], [5]. Haruno ら [6] が提案した MOSAIC (Module Selection And Identification for Control) モデルでは、運動パターンを予測して制御するための順動力学と逆動力学モジュールが複数存在し、責任信号と呼ばれる変数を導入することで適切なモジュールが活性化され、観測した運動パターンを模倣することができる. Tani ら [7] はリカレントニューラルネットワークにパラメータバイアスを追加することによって、1つの予測学習器が複数の動作プリミティブを保持し、その切替えをパラメータで行うとする RNNPB (Recurrent Neural Network with Parametric Bias) を提案した. Inamura ら [8] は、人間の全身運動に含まれるダイナミクスをシンボルとして記号化し、記号化されたシンボルを用いた行動認識・生成の双方向の情報処理の枠組みとして、確率統計モデルである隠れマルコフモデル (HMM: Hidden Markov Model) を用いたミメシスモデルを提案した. このミメシスモデルでは、各運動パターンに対応した HMM が運動データ時系列を学習することによって運動を記号として記憶する. この運動の記号により、ロボットが他者の行動の認識および自己の行動の生成を行うことができる. HMM は運動の時系列データを低次元化でき、運動の認識および生成を統一的に扱うことができるため、ロボットのような高次元データを扱う問題に対して大きな成果をあげている. そして、運動の認識と生成を基盤として、人間の動きを認識して適切な運動を応答として生成する枠組みも提案されており、人間とロボットのインタラクションへて発展をとげている [9]. このインタラクションの研究では、他者の身体運動を自己の身体に重ね合わせることで他者の意図を理解することが試みられている.

高次元インタラクションの実現には、自己の動きが他者の応答に影響を与えることを理解する必要がある. すなわち、他者が自己の動きを想定し行動を起こしているということを推定する共同注意の機能が高次元インタラクションの基盤にある [10]. Breazeal らや Kozima らは、ロボットが共同注意に基づいて養育者を含めた環境との相互作用を行いながら適切な養育者への働きかけを探索していくロボットの認知メカニズムの研究を行っている [11], [12]. ここでは共同注意の機能はあらかじめ設計者によってロボットに与えられている. Nagai らはロボットを用いた共同注意の獲得メカニズムに関する構成論的方法を提案している. 視野にある特徴的な物体へ視線を向ける試行とそのセンサ入

力とモータ出力の相関の学習を通じて、共同注意が教師なしで発達的に獲得される [13]. しかし、共同注意を利用して他者の行動を深く読み解きながら人間とインタラクションするロボットの情報処理に関しては述べられていない.

社会的機能や生物学的知見にヒントを得てマルチエージェントの自然なインタラクションを生成するモデルが提案されている. Pedica らは、分割された空間的近接程度を導入し、自己と他者の距離に基づいて行動が生まれてくるモデルを提案している [14]. Rodrigues らは、他者の位置関係から障害物のない空間へ進行方向を伸ばしていく経路生成法を提案している [15]. 空間から決まる幾何学的制約条件のみに基づいた経路計画法である. これらのインタラクションの設計方法では他者の視点が含まれておらず、人間の行動を模倣することで人間に近い自然な行動を生成する方法とは異なる.

Premack らは、ある個体が自己または他者の心の状態・目的・意図・知識・信念・思考などを推測する機能である「心の理論」を提唱している [16]. 人間や一部の霊長類は、「他者は自己の行動を理解して、影響を受けて行動する」ことを理解し、それに基づいて行動を決定している. このように、他者の推論を推定しながら自己の行動を決定する計算メカニズムが人間とインタラクションするロボットにも求められる. 本論文で提案する人間とインタラクションするロボットの知能の枠組みは、知覚と運動の時系列データを HMM に記号化した行動認識・生成計算を計算単位とする. この計算は、他者の運動を自己の身体にあてはめることで他者を理解するプロセスである. さらに、この計算単位を多段階に再帰的に組み合わせることで、一方が他方の動きを推定して行動を起こしているということを推論する情報処理を工学的に表現する. このように、他者を自己に置き換えるプロセスとそれを通じた深読みのプロセスを統合することで、人間とロボットの高次元インタラクションに必要な基盤の情報処理を構築する. インタラクションの一例として、群集の中をすり抜けるヒューマノイドロボットの知能情報処理に提案する枠組みを適用する. ヒューマノイドロボットが群集の間をすり抜けながら歩行するインタラクションを通じて、行動認識・生成の再帰的情報処理の設計方法とその有効性を示す.

2. 行動の記号化・認識・生成計算

2.1 歩行運動の記号化

他者とインタラクションをとまなう歩行運動パターンは、時刻 t における自己の座標系における自己の速度 \mathbf{v}_t , 他者の位置 \mathbf{p}_t , 自己の関節角度 \mathbf{j}_t からなる多次元ベクトル $\mathbf{x}_t = (\mathbf{v}_t^T, \mathbf{j}_t^T, \mathbf{p}_t^T)^T$ の時系列として表現されるとする. この時系列データを HMM に学習させることによって歩行運動パターンの記号を獲得する. HMM はいくつかの状態を持ち、確率的に状態遷移をしながら、各状態

において確率的な出力をするという確率オートマトンの一種であり、状態の集合 $Q = \{q_1, \dots, q_n\}$, 状態 q_i から状態 q_j へと遷移する確率を要素とする状態遷移確率行列 $A = \{a_{ij}\}$, 状態 q_i からベクトル x が出力される確率分布の集合 $B = \{b_i(x)\}$, 初期時刻において状態 q_i が生起している確率の集合 $\pi = \{\pi_i\}$ を用いて $\lambda = \{Q, A, B, \Pi\}$ として表現される. 図 1 にその概略図を表す.

2.2 歩行運動の認識と生成

他者の行動を理解しながら自己の歩行運動を生成することによって, ロボットと人間の歩行インタラクションを実現する. 群集の中では周囲のすべての他者が自己の歩行経路に影響を与えるわけではなく, 時々刻々注目すべき他者を特定し, その他者と局所的に適切なインタラクションを維持することによって, 歩行の全時間領域で適切な歩行経路を生成すると仮定する.

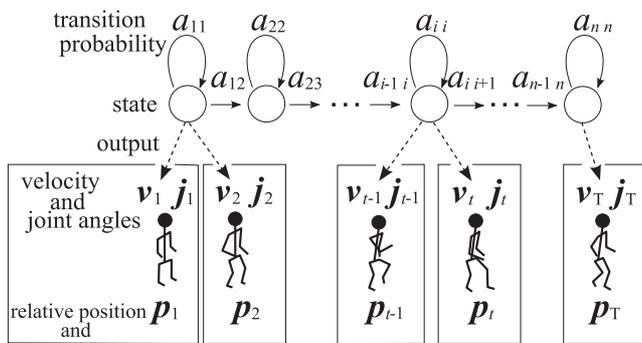


図 1 HMM は歩行速度, 関節角, 他者の相対位置と向きの時系列信号を学習する. 2 者間の歩行パターンを記号として抽象化する

Fig. 1 Image of the HMM for two person's walking interaction: The HMM outputs the velocity and joint angles of one person. To relate the one's motion with another person's position and direction, the relative position and direction of another person are added to the HMM outputs.

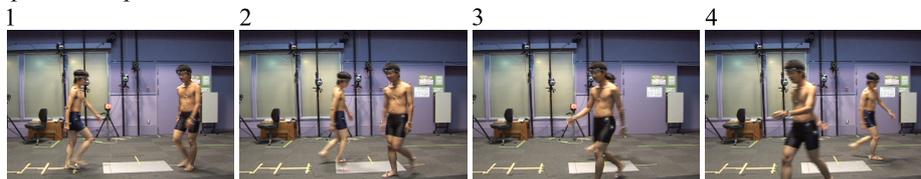
歩行経路の生成においては衝突するか否かということが重要である. そこで, 自己と各他者の歩行予測を行い, 最初に衝突すると判断された他者を最も注目すべき他者と特定する. 時刻 t における歩行運動の履歴情報 $\{v_{t-T}, v_{t-T+1}, \dots, v_{t-1}\}$ と $\{j_{t-T}, j_{t-T+1}, \dots, j_{t-1}\}$ から尤度が最大となる HMM を選択することによって, 時刻 t での歩行運動の記号を推定する. さらに, 選択された HMM における時刻 t での状態を Viterbi アルゴリズムによって推定する. この推定された状態から状態遷移と各状態での出力分布に従ったモンテカルロ計算を通じて, 速度 $\{v_t, v_{t+1}, \dots, v_{T'}\}$ を出力する. この速度の時系列データから歩行経路が予測できる. 自己の歩行経路と各他者の歩行経路がある閾値以下になった場合, その 2 つの歩行経路は衝突すると見なす. この衝突する時刻が最も近い他者を見つけることによって, 注目する他者を特定することができる.

注目する他者に対して衝突を回避するように自己の歩行運動を生成する. 自己の歩行運動履歴 $\{v_{t-T}, \dots, v_{t-1}\}$, $\{j_{t-T}, \dots, j_{t-1}\}$ と注目する他者の相対位置の履歴 $\{p_{t-T}, \dots, p_{t-1}\}$ から上述と同様に歩行運動の記号および記号内の状態の推定, 推定された状態から速度を出力して歩行経路を生成する.

2.3 歩行運動生成のシミュレーション結果

学習データを取得するために, 光学式モーションキャプチャシステムを用いて 2 者の歩行パターンを取得した. 2 者の歩く方向・速度・2 者間の距離を様々に変えて計 200 通りの歩行パターンを取得した. キャプチャの一例を図 2 に示す. 2 者の位置や速度の関係によって衝突しそうな場合には, 迂回したりいったん停止したりするなど, その場で最適と思われる回避行動を行った. 各歩行は平均約 4,000 [msec] の運動データであり, フレームレートは 10 [msec] である. 取得した全データについて HMM を作成した. 歩行運動データ x は 26 次元であり, HMM の状

capture example 1



capture example 3

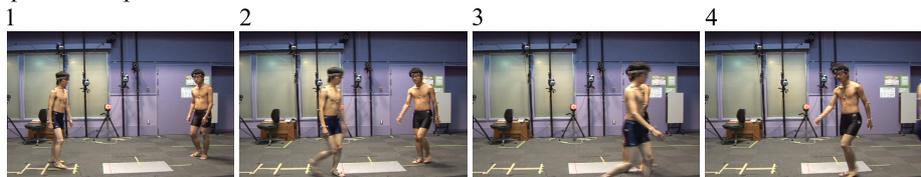
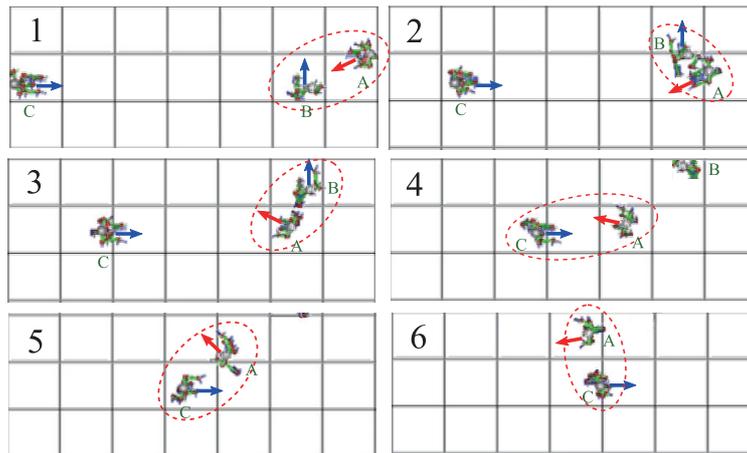


図 2 2 者がすれ違う歩行をモーションキャプチャにて計測する

Fig. 2 Snapshots of motion capture data: As training data, two person's walking patterns are acquired by motion capture system.

Case1



Case2

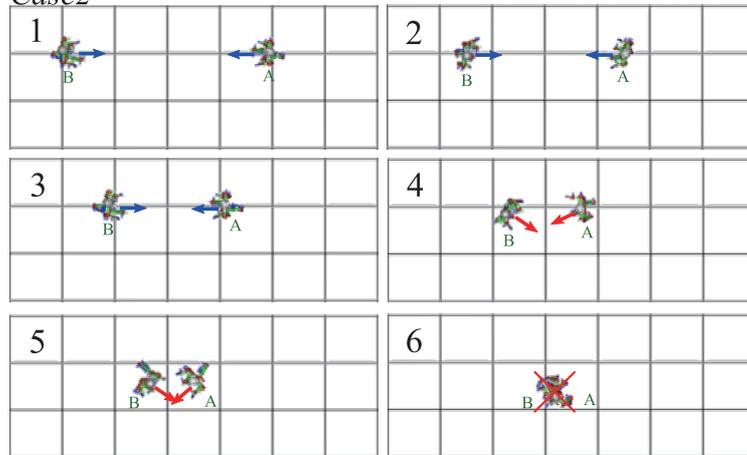


図 3 歩行運動生成のシミュレーション結果

Fig. 3 Simulation results for generation of walking in two cases.

態数を 30 と設定した。

歩行運動生成のシミュレーションでは、運動履歴の時間幅を $T = 100$ (1,000 [msec]) とし、衝突判定に用いる閾値は 0.5 [m] とした。また、モーションキャプチャシステムが計測できる範囲の制約条件から、2 者間の距離が大きくとれなかった。本実験では自己から 3 [m] 以内に存在する他者の行動のみを観察できると仮定し、それ以上離れた他者に関しては歩行経路の予測を行わないこととした。本節では以下の 2 種類のシミュレーション結果について論じる。

Case1 右から左へ向かうキャラクタ A に歩行生成モデルを持たせ、あらかじめ決められた直進運動を行う他者 2 人 (B, C) をセットする。B は、モデルを持った A のすぐ前方に向かって左から右へと横切る運動をし、C は遠方から対向して歩行する。

Case2 真向かいから対向する 2 人 (A, B) の両方ともに歩行生成モデルを持たせる。

シミュレーションの結果を図 3 に示す。また、各キャラクタの実際の軌道と生成モデルを持っているキャラクタ A が予測した各キャラクタの軌道を図 4 に示す。

Case1 において、図 4 上図より、他者の経路の予測が成功していることが分かる。キャラクタ C において前半部分に予測軌道がないのは、予測時に 3 [m] 以上離れていたために他者と認識されていなかったことによる。図 3 上図を見ると、モデルを持った A は、前方を横切る他者 B に注目し、背後に回るように迂回して衝突を回避している。また前方から向かってくる他者 C に対しても、右へ逸れることによって衝突回避を達成している。他者の経路予測と注目人物の抽出、注目人物に対する回避行動が正しく行われたといえる。

Case2 の結果を図 3 下図に示す。ここでは、2 者が同方向に回避運動を行った結果、衝突が起きている。図 4 に示すように、経路予測が正常に行われていない。A による B の歩行運動の予測に関して、B は B の履歴にのみ基づいて歩行を生成すると見なした予測をしているが、この設定では B も歩行生成モデルを持っている。つまり、A の方向予測に用いるモデルと実際に B が持っているモデルが異なるため、正確な予測が行われなかったと考えられる。この結果から、歩行生成に際しては、他者の推論を考慮して行動

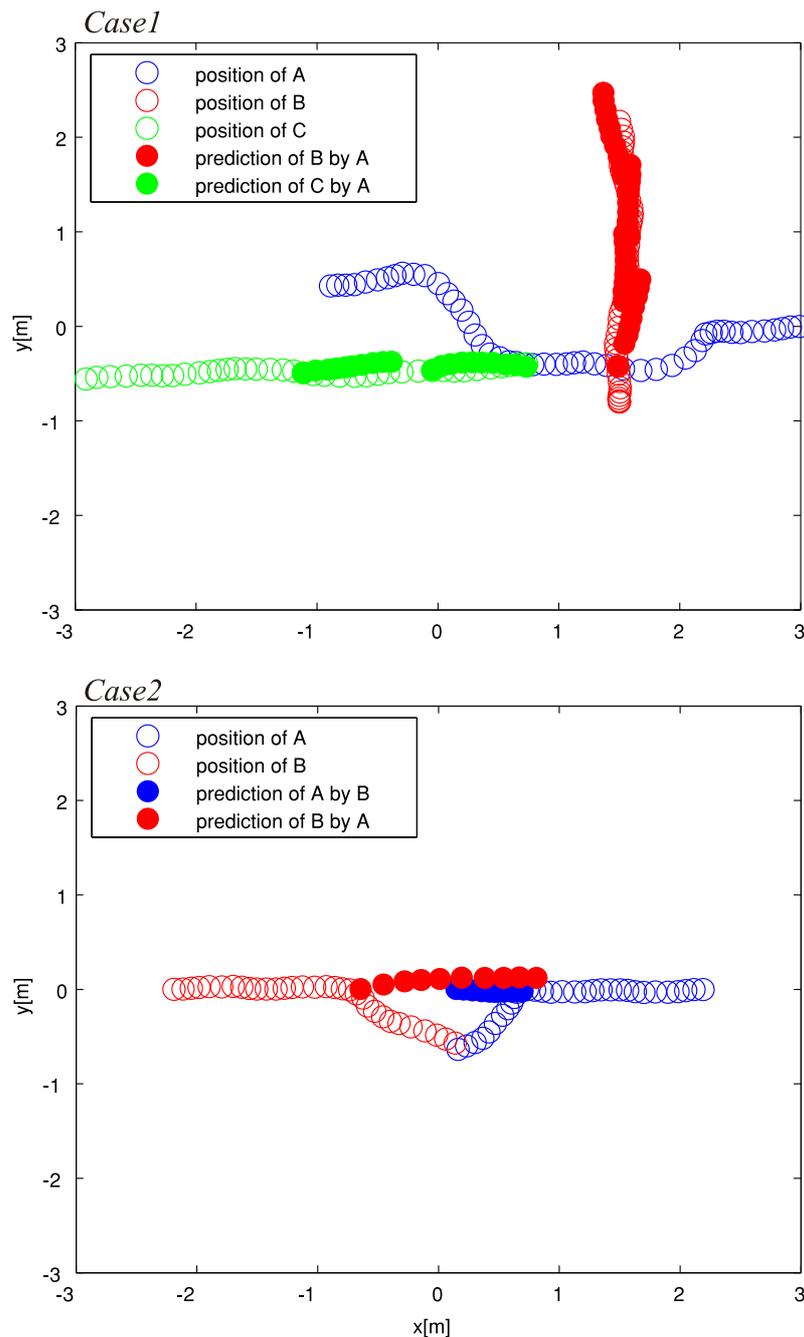


図 4 キャラクタ A による他者の歩行運動の予測. 予測した歩行運動の軌跡と実際の軌跡の比較を示す

Fig. 4 Character A predicts the paths of other characters. These figures show the comparison between predicted path and actual path in Case1 and Case2.

することを理解する必要があるといえる.

3. 行動認識・生成の再帰的情報処理

他者の推論を推定する計算は、その推定する深さに応じた再帰レベルがあるといわれている。自分の知る環境情報のみに基づいて行動選択する最も単純な場合をレベル 0 とし、レベル 1 の再帰レベルを持つ個体は、他者が環境情報のみから行動選択することを予測し、その予測と自分の環境情報から行動選択する。レベル 2 では、他者がレベル 1

の再帰レベルによる予測をしたうえで行動を選択すると予測し、自らの行動を選択する。同様にレベル i では、他者がレベル $i-1$ の再帰レベルによる予測をしたうえで行動を選択すると予測する。このように、レベルが上がるにつれて、自分と他者とのインタラクションをレベルの数だけ再帰的に繰り返し考えることになる。このように他者の経路を深読みすることによって、より高度な予測を可能にする。本論文の場合、再帰レベル 0 では、自分の履歴または目標方向のみに基づいて歩行経路を生成する。再帰レベル

表 1 様々な再帰レベルにおける選択される歩行運動パターンの組み合わせ結果. 各セル内に選択される歩行運動パターンに相当する HMM の番号を示す. “s” は直進を示す

Table 1 The result of walk generation for each level: The number in each cell is the HMM number that generates one’s walk. The number in parentheses is the HMM number that is searched as prediction of another person’s motion. “s” is straight motion toward one’s goal.

Level 0	Level 0	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4
Level 0	A:s B:s	A:(15)66 B:s	A:(66)s B:s	A:(15)66 B:s	A:(66)s B:s
Level 1		A:(15)66 B:(91)67	A:(66)s B:(91)67	A:(15)66 B:(91)67	A:(66)s B:(91)67
Level 2			A:(66)s B:(66)s	A:(15)66 B:(66)s	A:(66)s B:(66)s
Level 3				A:(15)66 B:(91)67	A:(66)s B:(91)67
Level 4					A:(66)s B:(66)s

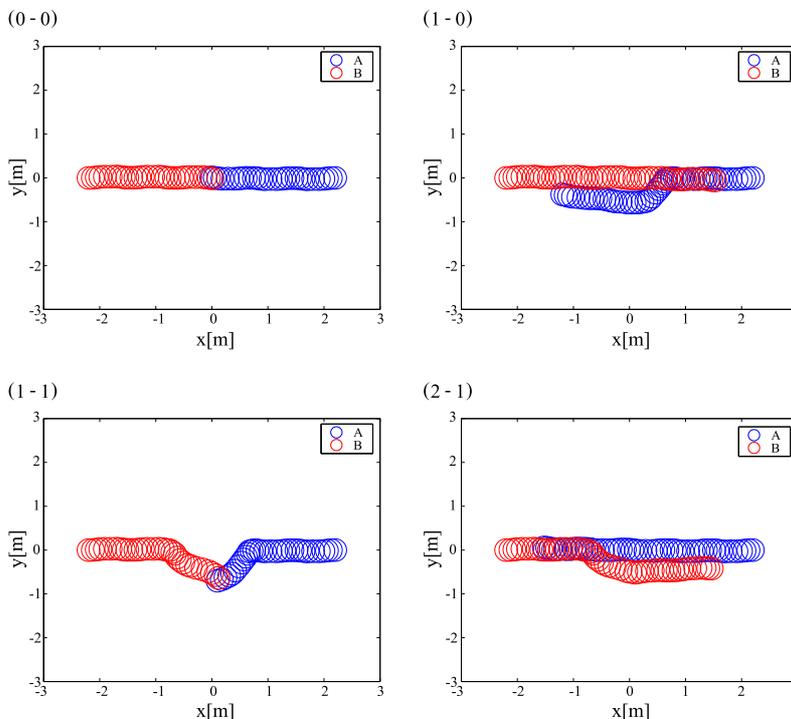


図 5 表 1 の各歩行軌道を示す. 左上図では, A, B の再帰レベルはともに 0 であり, 直進して衝突する. 右上図では, A, B の再帰レベルは 1 と 0 である. A は B の直進を予測して衝突を回避する. 左下図では, A, B の再帰レベルはともに 1 である. 予測が正しくできず, 衝突することとなる. 右下図では, A, B の再帰レベルは 2 と 1 である. A は, B が回避することを予測して, 直進行動を選択する

Fig. 5 Paths of Table 1: At the upper left, A’s level is 0 and B’s level is 0. They collided because both pathes are straight. At the upper right, A’s level is 1 and B’s level is 0. A avoids B’s straight path. At the lower left, A’s level is 1 and B’s level is 1. They collided because they didn’t predict correctly. At the lower right, A’s level is 2 and B’s level is 1. A predicted that B avoided him, and chosen the straight path.

1 では, 他者が本人の履歴のみに基づいて歩行経路を生成すると予測して, その経路と自分の履歴を基に経路を生成する. 再帰レベル 2 では, 他者が再帰レベル 1 による経路

予測をしたうえで歩行を生成すると見なして経路を予測する. つまり前章の歩行運動生成は, 再帰レベル 1 における歩行生成ということになる.

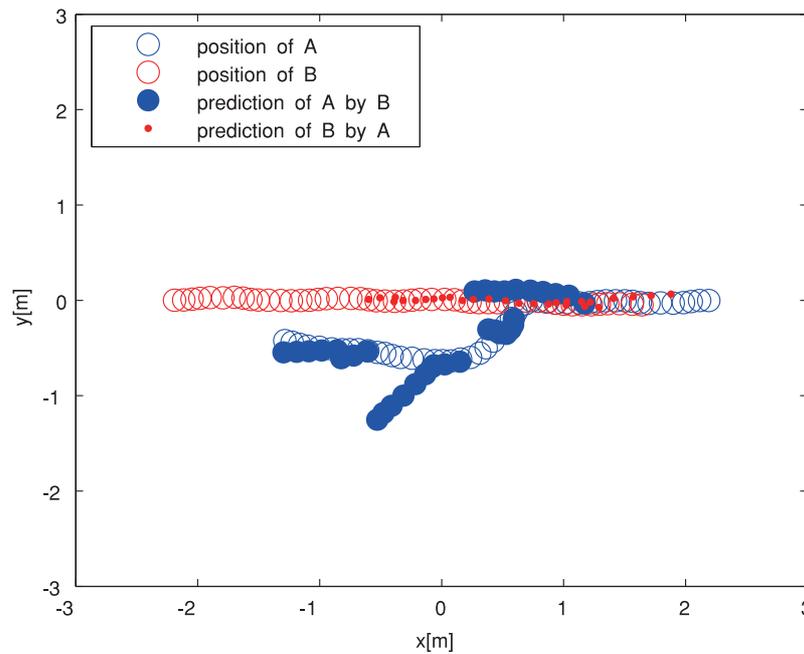


図 6 再帰レベルの推定を含んだ歩行計画の結果. A は B の再帰レベルが 0 であると推定し, 回避歩行を生成する. そして, B は A の再帰レベルを 1 と推定し, 直進歩行を行う

Fig. 6 Result of walk generation with level estimation: Character B generates walking path after character A's generation. At first, character A estimates that character B's recursive level is 0 and generates avoidance path. Then, character B estimates that character A's recursive level is 1 and generates straight path.

3.1 再帰レベルと生成される歩行運動の関係性に関する実験

対向して歩行する 2 者に心の理論を備えた歩行生成モデルを持たせてシミュレーションを行った. A, B それぞれに持たせる再帰レベルを 0 から 4 まで変化させたときの結果を表 1 に示す. 表の“レベル i ” 列, “レベル j ” 行のセル内は, A, B の再帰レベルがそれぞれ i, j であったときに, それぞれが回避歩行として選択した HMM の番号を表示している. 括弧内の数字は他者の運動予測の際に選択された HMM の番号である. また “s” は, 衝突しないと判断して目標方向へ直進歩行をしたことを示している. したがって, “A:(15)66” は, A が B の行動を HMM15 であると推測し, それに対して HMM 66 を用いて回避行動を生成したということである. ここで, HMM 15 は直進する運動であり, HMM 66 は前方の他者に対して向かって左側に避ける運動を表している. “B:(66)s” は, B が A の行動を HMM66 であると推測し, 自身の目標経路に対して衝突が起これないと判断し, 直進歩行を生成したことを示す. レベル 0 においては予測が行われず自分の目標方向のみに基づいて歩行するため, 括弧で表す予測 HMM 番号は表記されていない.

レベルが高くなっても新たなパターンが現れず, 同じパターンの繰返しとなっていることが分かる. さらに, 再帰レベルの偶奇によって行動が決まっているといえる. 対向 2 者歩行の場合, レベル 0 は直進, レベル 1 は直進する他

者に対して迂回することで回避する運動となる. これに対してレベル 2 では, 他者がレベル 1, すなわち直進する自分を迂回して回避すると想定するわけなので, その他者に対して回避運動は必要なく, 直進歩行すればよいことになる. レベル 2 が直進運動になるということは, レベル 3 はレベル 1 と同等の運動が選択される確率が高くなる. この理由から, 運動が再帰レベルの偶奇によって決まったのであると考えられる. よって実質的な歩行戦略は, 他者の再帰レベルとして 0 か 1 かを判断すればよいことになる. そのとき, 自身の再帰レベルは 1 または 2 となる.

A と B の再帰レベルを, 4 つのパターンに設定した. 設定した A, B の再帰レベルの組合せは, 「A の再帰レベルを 0, B の再帰レベルを 0 に設定」(0, 0), 「A の再帰レベルを 1, B の再帰レベルを 0」(1, 0), 「A の再帰レベルを 0, B の再帰レベルを 1」(0, 1), 「A の再帰レベルを 1, B の再帰レベルを 1」(1, 1) である. 各再帰レベルの組合せパターンにおける A と B の経路をプロットした図を図 5 に示す.

(0, 0) では, A, B は互いに直進のみなので衝突する.

(1, 0) では, A が B の直進運動を予測し, 左へ避ける HMM 66 が選択された. 避ける方向の左右または他者から離れる度合いは履歴がどの学習データに近いかにによって判断される. この場合は真向かいから他者が向かってくるので, 右へ避けても不思議ではないが, 左へ避ける HMM 66 のパターンがわずかながら尤度で勝っていたため左へ避けた. 予測および生成は確率的なものであるため, 場合に

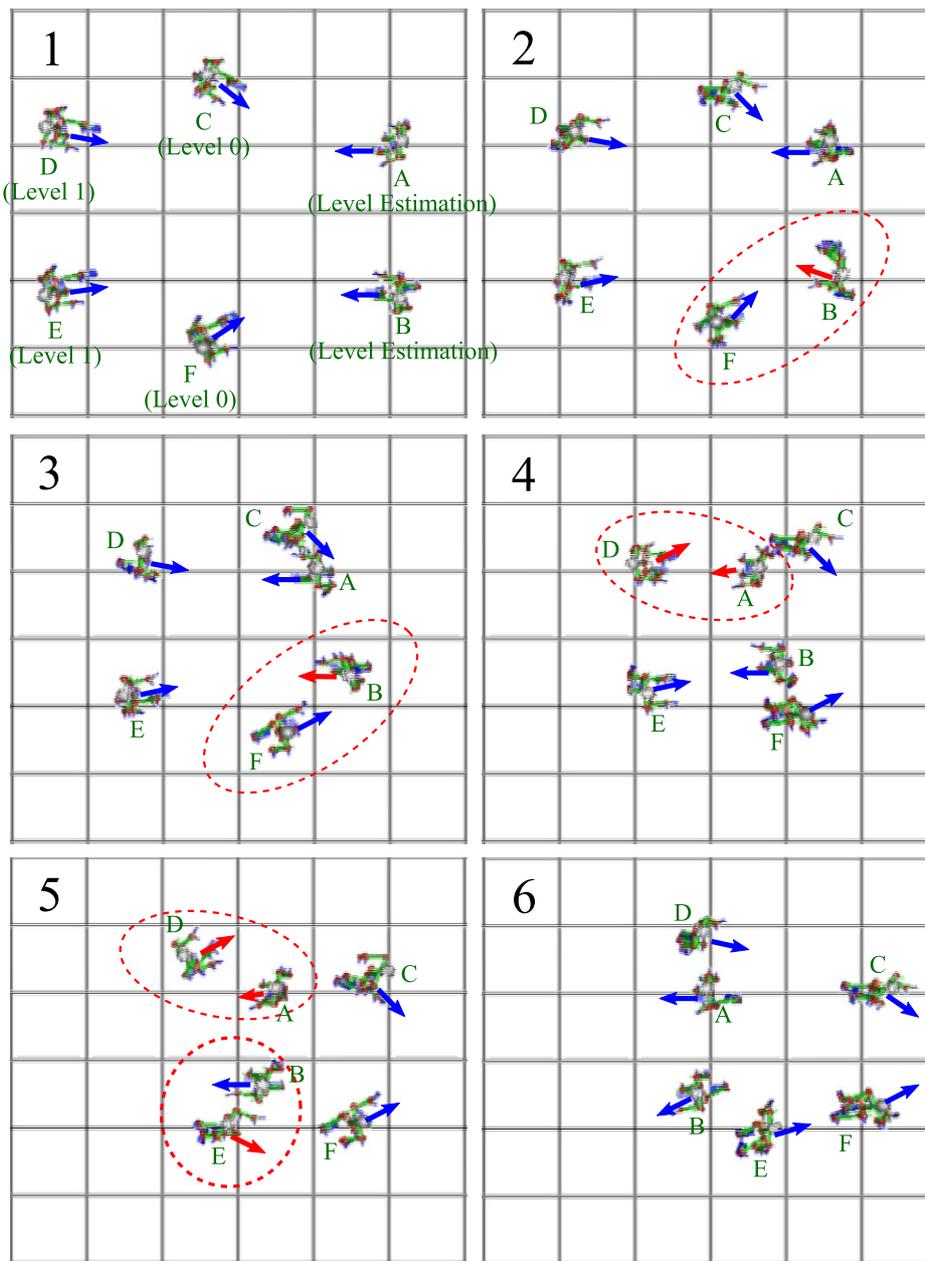


図 7 Case1 における 6 人の歩行計画結果

Fig. 7 Snapshots of a result of 6 person's walk generation in Case1.

よっては右側へ避ける HMM 67 が選ばれることもあった。

(1, 1) では、A が左へ避ける HMM 66 を選択、B が右へ避ける HMM 67 を選択し、結果として衝突が生じた。これは、相手が自分を避ける行動を予測できなかったためである。一方 (2, 1) では、B が自分を避けた運動をすることを A が予測して直線運動を選択したため、衝突が回避された。

このように、自分が予測に用いている相手の再帰レベルと、実際に相手が持っている再帰レベルが等しい場合には衝突が回避されるが、異なる場合、正確な予測ができずに衝突が生じてしまう。つまり、相手の再帰レベルを予測の前に推定する必要があるといえる。

3.2 他者の再帰レベルの推定

自己が想定した相手の再帰レベルと実際に相手が持つ再帰レベルが異なる場合、正確な予測ができない。そのため、他者の経路予測を行う前に、相手の再帰レベルを推定する必要がある。前節で示したように、他者の再帰レベルとしては 0 か 1 かを判断すればよい。

レベル推定には以下の方法を取る。

- (1) 時刻 $t - 2T$ から $t - T - 1$ までの他者の速度 $v_{t-2T}, \dots, v_{t-T-1}$ を記憶する。
- (2) 前章の歩行運動の生成計算を用いて、他者が再帰レベル 0 であるとした時刻 $t - T$ から時刻 $t - 1$ までの経路生成を行う、生成された経路を $\hat{r}_{t-T}, \dots, \hat{r}_{t-1}$ とする。
- (3) 実際の他者の歩行経路 r_{t-T}, \dots, r_{t-1} を取得する。

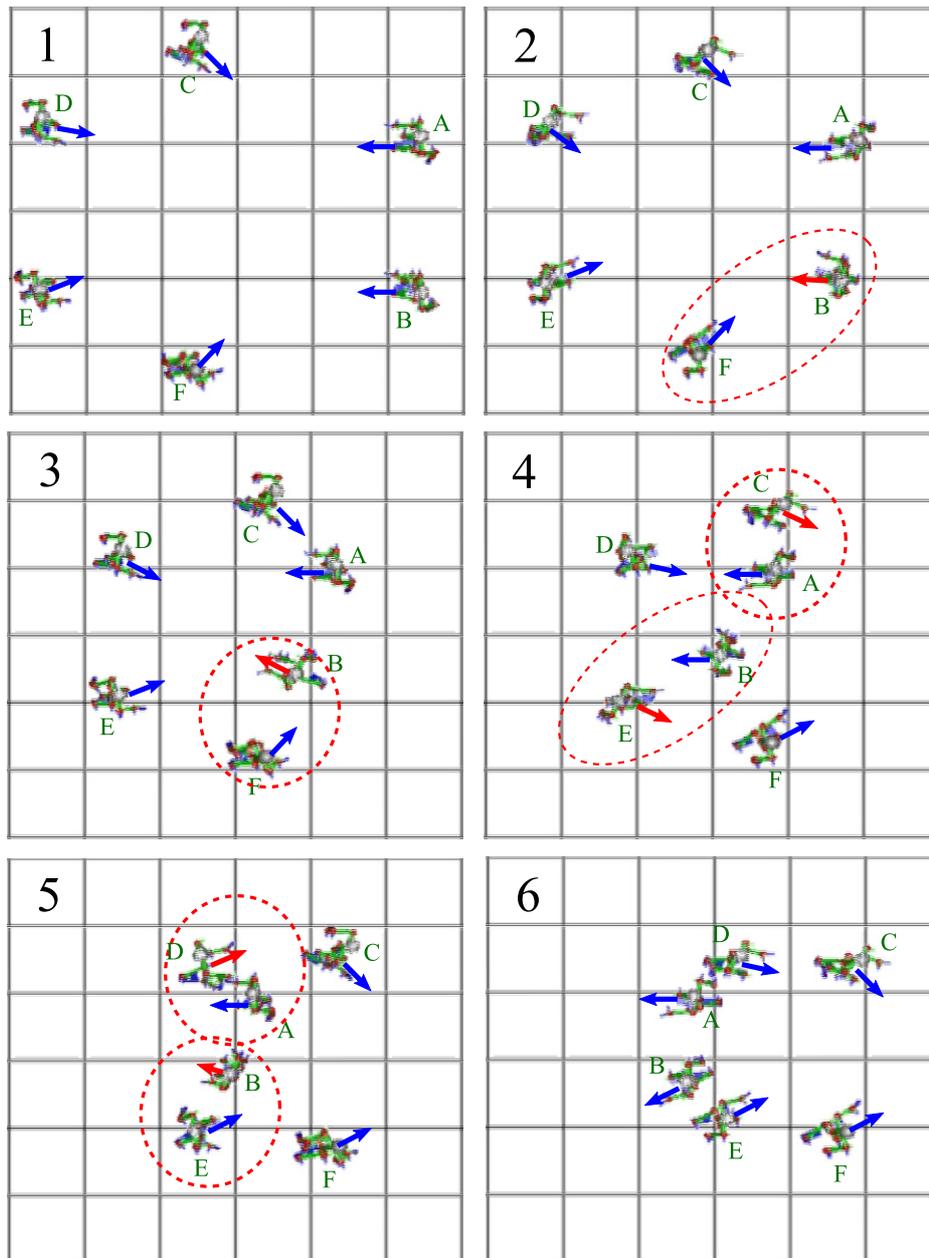


図 8 Case2 における 6 人の歩行計画結果

Fig. 8 Snapshots of a result of 6 person’s walk generation in Case2.

(4) 予測された他者の歩行経路と実際の歩行経路を比較し、ある閾値 β 以下であれば、相手をレベル 0 とした予測が成功したと見なし、他者が持っている再帰レベルを 0 と見なす。

$$\sum_{k=t-T}^{k=t-1} |\hat{r}_k - r_k| \leq \beta \quad (1)$$

(5) そうでなければ、他者が持っている再帰レベルを 1 と見なす。

(6) 推定した再帰レベルを用いて他者の歩行を予測し、前章の方法を用いて、回避経路を生成する。

3.3 他者の再帰レベルの推定を通じた歩行シミュレーション

提案したレベル推定の有効性を検証するため、前章では回避に失敗した Case2 (対向 2 者両方ともに歩行生成モデルを持たせる) と同様の状況下における歩行生成を行った。予測結果を図 6 に示す。なお今回はキャラクタ A の経路およびキャラクタ B による A の予測経路が重要であるので、見やすくするためにキャラクタ B の予測経路の点は小さく描いた。

最初にキャラクタ A がキャラクタ B の直線運動から、再帰レベル 0 であると推定し、下に避ける運動を生成した。次にキャラクタ B が再帰レベル判定を行うと、キャラクタ A は再帰レベル 0 の運動をしていないので、再帰レベル 1

と判断された。そのため、キャラクタ B はキャラクタ A の運動を再帰レベル 1 と予測し、その結果衝突が検出されず、直線運動を選択した。

また、多人数の歩行シミュレーションの実験を行った。シミュレーション条件として以下の 2 条件を設定した。

Case1 6 人 (A, B, C, D, E, F) に対し、互いに交差するように目標地点を定めた。キャラクタ A, B, C, D, E, F の再帰レベルを「推定」, 「推定」, 「レベル 0 固定」, 「レベル 1 固定」, 「レベル 1 固定」, 「レベル 0 固定」と設定した。あらかじめレベルが決まっている他者に対して、レベル推定を用いて再帰レベルを調整するキャラクタがどのような挙動を示すかを調べる。

Case2 6 人 (A, B, C, D, E, F) に対し、互いに交差するように目標地点を定めた。全キャラクタは再帰レベルを推定しながら自己の再帰レベルを調整する。

Case1 の結果を図 7 に示す。初めに B が F の直進運動を予測し、迂回する回避経路を生成した。A は C の直進運動を予測したうえで衝突なしと判断し、直進運動を採用した。続いてレベル 1 を持つ D が A の行動を直進であると見なし、左へ回る経路を生成した。A はそれに対して、D が回り込むまで一時停止するという運動を生成した。最後にレベル 1 を持つ E が B を回避する運動を生成すると、B は E がレベル 1 であると推定し、自分は直進運動をすれば衝突が起これないと判断した。以上のように、相手の持つレベルに応じて適切な経路予測が行われ、衝突することなしにすり抜けることが実現された。

次にシミュレーション 2 の結果を図 8 に示す。初めに B が F の直進運動を予測し、迂回経路を生成した。これに対して F は B をレベル 1 であると推定し、直進運動を続けた。次に、C が A の履歴を見てレベル 0 であると推定し、予測した経路を回避するために左方向へ少しずれる歩行を生成した。最後に、E が B を回避する動作を生成したため、B は E をレベル 1 であると見なし直進運動を続けることが理想であったが、E のレベル推定に失敗しレベル 0 であると見なししてしまった。そのため実際には目の前に E がいないにもかかわらず、E が自分の前を通ると見なし、立ち止まる動作を生成してしまった。

以上のように、これまでの提案モデルを用いることで、あらかじめ再帰レベルが決まっている他者に対しても、そのつど再帰レベルを推定して決定する他者に対しても、他者の推論を深読みしてその経路を予測しながら衝突を回避する運動の生成が可能であることが示された。

4. 結論

本研究における成果は以下のとおりである。

(1) 歩行運動を自己の速度、関節角度、および他者の相対位

置の時系列データとして記述し、HMM によって歩行運動パターンを記号化する枠組みを構築した。自己および他者の運動から歩行運動パターンを記号として認識する計算、およびその記号から歩行運動を生成する計算法を確立した。(2) 運動の認識と生成の計算を再帰的に組み合わせることによって、他者の推論を深読みしながら自己の行動を決定する計算法を提案した。この計算法を歩行インタラクションに適用した。表出されるインタラクションのパターンから、自己と他者の再帰レベルの組合せが有限の個数であることをシミュレーションによって確認した。インタラクションごとに再帰レベルの組合せを抽出することの可能性を示した。

(3) 自己と他者の再帰レベルの組合せの数が有限個に限定されることを利用して、他者の再帰レベルを推定する計算法を提案した。さらに、他者の再帰レベルを推定しながら、適切に自己の再帰レベルを調節する計算法を構築した。インタラクションの例として用いた群集をすり抜ける状況下で提案した計算法を有するロボットが他者との接触を避けながら歩行運動を実現することが可能であることを確認した。

謝辞 本研究は、平成 23 年度独立行政法人科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業 (さきがけ) 「行動の記号化を基盤とした身振り・言語を通じてコミュニケーションするロボットの知能設計」(代表: 高野渉) の支援を受けて行った。

参考文献

- [1] Donald, M.: *Origin of the modern mind*, Harvard University Press, Cambridge (1991).
- [2] Rizzolatti, G., Fogassi, L. and Gallese, V.: Neurophysiological mechanisms underlying the understanding and imitation of action, *Nature Reviews*, pp.661–670 (2001).
- [3] Gallese, V. and Goldman, A.: Mirror neuron and the simulation theory of mind-reading, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol.2, No.12, pp.493–501 (1998).
- [4] Breazeal, C. and Scassellati, B.: Robots that imitate humans, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol.6, No.11, pp.481–487 (2002).
- [5] Billard, A., Calinon, S. and Guenter, F.: Discriminative and adaptive imitation in uni-manual and bi-manual tasks, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol.54, pp.370–384 (2006).
- [6] Haruno, M., Wolpert, D. and Kawato, M.: Mosaic model for sensorimotor learning and control, *Neural Computation*, Vol.13, pp.2201–2220 (2001).
- [7] Tani, J. and Ito, M.: Self-organization of behavioral primitives as multiple attractor dynamics: A robot experiment, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, Vol.33, No.4, pp.481–488 (2003).
- [8] Inamura, T., Toshima, I., Tanie, H. and Nakamura, Y.: Embodied symbol emergence based on mimesis theory, *International Journal of Robotics Research*, Vol.23, No.4, pp.363–377 (2004).
- [9] Takano, W., Yamane, K., Sugihara, T., Yamamoto,

- K. and Nakamura, Y.: Primitive communication based on motion recognition and generation with hierarchical mimesis model, *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.3602–3609 (2006).
- [10] Butterworth, G. and Jarrett, N.: What minds have in common is space: Spatial mechanisms serving joint visual attention in infancy, *British Journal of Developmental Psychology*, Vol.9, pp.55–72 (1991).
- [11] Breazeal, C. and Scassellati, B.: Infant-like social interactions between a robot and a human caretaker, *Adaptive Behavior*, Vol.8, pp.49–74 (2000).
- [12] Kozima, H. and Yano, H.: A robot that learns to communicate with human caregivers, *Proc. 1st International Workshop on Epigenetic Robotics* (2001).
- [13] Nagai, S., Hosoda, K., Morita, A. and Asada, M.: Emergence of joint attention through bootstrap learning based on the mechanisms of visual attention and learning with self-evaluation, *Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol.19, No.1, pp.10–19 (2004).
- [14] Pedica, C. and Vilhjalmsson, H.H.: Spontaneous avatar behavior for human territoriality, *Applied Artificial Intelligence*, Vol.24, No.6, pp.575–593 (2010).
- [15] Rodrigues, R.A., Bicho, A.L., Paravisi, M., Jung, C.R., Magalhaes, L.P. and Musse, S.R.: Tree paths: A new model for steering behaviors, *Proc. 9th International Conference on Intelligent Virtual Agents*, pp.358–371 (2009).
- [16] Premack, D. and Woodruff, G.: Does the chimpanzee have a theory of mind?, *The Behavioral and Brain Science*, Vol.1, No.4, pp.515–526 (1978).



中村 仁彦

1954年9月22日生。1977年京都大学工学部精密工学科卒業。1982年同大学大学院博士課程退学，1982年同大学助手。1987年カリフォルニア大学サンタバーバラ校助教授，準教授。1991年東京大学工学部機械情報工学科助教授。現在，同大学大学院情報理工学系研究科教授。工学博士。非ホロノミックロボット，脳型情報処理，ヒューマノイドやCGの力学計算，外科手術用ロボット等の研究に従事。システム制御情報学会，計測自動制御学会，日本コンピュータ外科学会，IEEE，ASME等の会員。日本機械学会フェロー，日本IFToMM会議委員長，IEEE Robotics and Automation Society，Distinguished Lecturer (2006～2007)。



高野 渉 (正会員)

1976年4月2日生。1999年京都大学工学部物理工学科卒業。2001年同大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。同年三菱自動車工業株式会社入社。2006年東京大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻博士課程修了。2006年同大学特任助教，2007年同大学助教，2009年同大学講師，現在に至る。博士(情報理工学)。ヒューマノイドロボットの統計的脳型情報処理，自動車の知能に関する研究に従事。



上段 達弘

1985年6月16日生。2009年3月東京大学工学部機械情報工学科卒業。2011年3月同大学大学院情報理工学系研究科知能機械情報学専攻修士課程修了。現在，株式会社スクウェア・エニックス勤務。大学院在学時はヒューマノイドロボットの知能に関する研究に従事。