

歩行中の観測を考慮した情報量に基づく注視制御

光 永 法 明* 浅 田 稔*

Visual Attention Control based on Information Criterion for a Legged Mobile Robot that Observes the Environment while Walking

Noriaki Mitsunaga* and Minoru Asada*

Visual attention is one of the most important issues for a vision guided mobile robot. Methods have been proposed for visual attention control based on information criterion [3] [9]. However, the robot had to stop walking for observation and decision. This paper presents a method which enables observation and decision more efficiently and adaptively while it is walking. The method uses the expected information gain from future observations for attention control and action decision. It also proposes an image compensation method to handle the image changes due to the robot motion. Both are used to estimate observation probabilities from the observation while it is walking and then action probabilities are estimated from a decision tree based on the information criterion. The method is applied to a four legged robot. Discussions on the visual attention control in the method and the future issues are given.

Key Words: active perception, attention control, information criterion, sensor space segmentation, walking

1. はじめに

視覚センサは移動ロボットにとって有用な外界センサであるが、必要な情報を得るためには注視制御が重要となる。注視制御には、視野内の情報の選択も含まれるが、多くの場合には視覚センサの視野角は限られており、状況に応じて能動的にセンサの観測方向を変えることも含まれる。我々は情報量を基準とした行動決定木による、効率的な観測手法を提案してきた [3] [9]。ロボットのタスク遂行のための行動決定に幾何学的な自己位置表現が必ずしも必要ではないことを指摘し、明示的な自己位置表現を使わない手法を提案した。これらの手法は情報量を基に生成した行動決定木による、行動決定のための効率的な観測を実現したことが特徴である。現在と過去の観測から観測確率を求め、行動決定木を基に行動確率を計算し、行動決定する。しかし、移動ロボットが、観測、行動決定する際には静止していることを前提としていた。より効率のよい観測を実現するためには、静止状態での観測だけでなく、移動中の観測も利用できる必要がある。

移動中の観測の利用と行動決定に関しては、

- (1) 静止時と比較してセンサに揺れなどの外乱が加わる、
- (2) 視覚情報の処理に比較的長い時間かかり、処理結果が利用可能になったときには無視できないほど移動している場合や、複数方向の観測（首振り）の統合の際に観測間で移動が

無視できない場合がある、

- (3) 観測の曖昧さから行動決定に曖昧さが残っている場合には、衝突などの問題を避けるため、移動速度の低下あるいは、静止観測の必要がある、

等の問題がある。視覚を持つ車輪式ロボットでは (1) については、考慮する必要があまりない。(2) について Kosaka et al. [2], 前山ら [7] は、自己位置計算のためのデッドレコニングと視覚センサの統合において、視覚センサの処理による遅れを考慮した適応的統合法を提案している。文ら [8] は、移動の不確かさを考慮した観測点計画を提案しているが、(2) については適応的統合法を、(3) の問題については必要に応じて移動速度を低下させることで対処している。これらの適応的統合法は、3次元再構成による自己位置表現を基に行動決定する場合にしか利用できない。Fukase et al. [1] は、脚式ロボットが特定の位置へ移動するナビゲーションタスクにおいて、状況に応じて観測が移動かを選択するため、動的計画法の手法を用いた計算を行うことを提案している。状態遷移を部分観測マルコフ決定過程として表し、移動行動と観測行動の行動価値を計算することで、(2), (3) の問題を解いている。しかし、観測方法は一通りのみであり観測戦略とはいえない。また歩行を移動誤差の大きな移動とみること、歩行に伴う揺れの問題を取り扱っていない。

揺れの少ないゆっくりとした歩行の場合を除き、脚式ロボットでは多くの場合に揺れは無視できない。宮下ら [5] は、視覚を持つ脚式ロボットが視覚目標物が同じに見えるようにロボットの胴体を揺動制御するとともに、転倒回避をロボットに用意することで、反射的静歩行が発現することを示した。彼らの実験

原稿受付

*大阪大学大学院工学研究科

*Graduate School of Engineering, Osaka University

では、目標が一定の見え方となるよう常に制御し、静歩行することで揺れの問題を非明示的に回避している。

受動的あるいは能動的にセンサの向きを制御することで揺れを吸収することも考えられるが、制御周期の短いフィードバック制御あるいは特別な機構が必要となる。一方、特別な制御機構は用いずに、得られたセンサ値を補正する手法も考えられる。岡田ら [4] は、歩行に伴う揺れの対策として、傾斜角センサにより胴体姿勢を計測し画像情報を補正することや、加速度センサにより遊脚着地時など振動の大きいときの画像を利用しないなどの工夫をしている。しかし両センサが利用できるのは、比較的揺れの小さい歩行の場合である。原ら [6] は、4 脚ロボットによる協調搬送の研究で、エンドエフェクタに取りつけた力センサの歩行による揺れを軽減するため、揺れモデルを用意しセンサ値を補正することを提案している。しかし、これらの研究では、注視制御や (2), (3) の問題は考慮されていない。

本論文では、情報量に基づいた行動決定木による注視制御と行動決定の曖昧さの指標として、行動確率と共に、観測により将来得られると期待される情報量を曖昧さの指標として用い、行動確率あるいは情報量期待値が閾値を満足しない場合には、移動せずに観測する戦略を用いて上記 (3) の問題に対処する。また、歩行による揺れや、視点移動の影響を軽減する画像補正メカニズムを提案し、上記 (1), (2) の問題に対処する。

以下では、まず歩行中の観測を想定した場合の、情報量に基づいた行動決定木による注視制御と行動決定の問題点を考察する。次に情報量に基づく行動決定木の生成法を示し、観測による情報量の期待値を行動決定の信頼度として用いること提案し、決定木による行動決定法を述べる。次に、移動による観測のずれと、歩行による揺れの補正值の計算法を提案する。そして、小型 4 脚ロボットを用いた実験結果を示し、結論を述べる。

2. 歩行中の観測を考慮した注視制御・行動決定問題

我々はこれまで、歩行中の観測を考慮しない注視制御、行動決定を扱ってきた [9] [10]。その基本的な考え方は以下である。行動決定には観測情報すべてが常に必要とは限らない。選択的に観測することで、行動決定を効率化できるが、そのためには、すべての可能な観測の結果を得て観測の効率を比較する必要がある。本論文を含む一連の研究で対象としてきた視野角が限られた視覚を持つ小型四脚ロボットの場合、能動的に観測方向を変えることで、可能な観測方向すべてについての情報を観測効率について比較する。情報の収集には、強化学習に代表されるロボット自身が探索的に行う方法が考えられるが、膨大な時間がかかる。そこで、予めトレーニングデータとして比較のための情報を与える。

各状況で、可能な観測方向すべてについて観測して得られた情報と、その状況でとるべき行動が与えられたとする。Table 1 にランドマーク A と B が観測され行動 x, y, z が指示された例を示す。このとき行動に関する単位時間あたりの情報量を各注視対象の観測 (注目するランドマークと、観測範囲) について計算することができる (Table 2)。情報量が高い注視対象は、行動について曖昧さの減少が大きく、行動決定に重要である。従って行動決定できるまで情報量の高い順に注視対象と観測方向を

Table 1 Example training data

Data number	Landmark A	Landmark B	Action
1	5	5	x
2	25	15	x
3	27	10	y
4	40	30	z

Table 2 Information gain and information gain per time calculated from example training data (Info., Info./time and Lm indicate information gain, information gain per time and landmark respectively).

observation	info. (I_{ik})	info./time (i_{ik})
$0 \leq (LmA) < 15$.31	.15
$15 \leq (LmA) < 26$.31	.31
$15 \leq (LmA) < 30$.50	.50
$26 \leq (LmA) < 30$	1.4	1.4
$30 \leq (LmA) < 45$	1.4	.70
$0 \leq (LmB) < 7$.31	.15
$0 \leq (LmB) < 15$.50	.25
$7 \leq (LmB) < 15$	1.4	.70
$15 \leq (LmB) < 30$.31	.31
$30 \leq (LmB) < 45$	1.4	.70

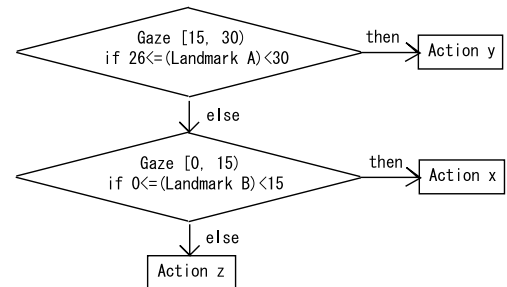


Fig. 1 The action decision tree constructed from example training data

変えていくことが、効率のよい観測戦略となる。この観測戦略は、Fig. 1 に示すように得られた観測により枝分かれする行動決定木の形で表すことが出来る。本論文では、歩行中の観測を考慮した場合の 2 つの課題を扱う。一つは画像補正で、もう一つは意思決定である。

2.1 必要となる画像補正

静止時に観測して行動決定する場合には、各状況での観測情報とそれに対応する行動を、教示などにより与えることが出来る。しかし、歩行中に観測する場合には、1) 歩行による揺れ、2) 視点の移動が問題となる。揺れにより同じ状況でも観測が異なるため、観測戦略はそれを考慮したものではない。各状況での歩行中の揺れにより異なる観測を十分用意することができれば、情報量による観測戦略は揺れを考慮したものとなると期待される。しかし、各状況毎に揺れによる影響を含んだ観測データを十分に用意することは現実的でない。

更に視点移動も問題となる。観測戦略を得るために観測情報を収集する際には、同じ状況で視線方向を変えて観測しなければならない。そのためには、歩行を一時停止し、静止して視線方向を変え観測を繰り返すことが出来ればよい。しかし、動歩行の場合には、その場で姿勢を保って静止することは出来ない。一方、観測方向を変えて何度も同じ経路を通るよう移動し、観

測することも考えられるが、現実的でない。また、行動決定前に視点が移動してしまう可能性があることも考慮しなければならない。

観測情報の収集の問題は、静止して視線方向を変えた観測を基に歩行中の観測戦略を決定できれば解決する。そこで、1) 観測情報を歩行の揺れについて補正し、静止時の観測に変換すること、2) 視点移動の問題については、観測時から現在までの移動分の補正を観測情報に施すことで、静止時の観測から得た行動決定木を歩行中の観測に利用することを考える。ここでは、1), 2) のために、歩行中の画像列から計算された補正值を用いることを提案する。補正值の計算には画像列のみを用い、他のセンサは用いない。補正值を用いて、静止を仮定した時にある観測が得られる確率(観測確率)を計算することで、複数観測の統合と揺れの補正を実現する。行動決定木から観測確率を用いて、各行動のとるべき確率(行動確率)を計算し、行動決定する。短い周期で観測確率の計算と行動決定を繰り返し、必要に応じて視線方向を変えた歩行中の観測や、静止観測を行う。

2.2 歩行中の観測を考慮した意思決定

歩行中の観測には、必要に応じて移動を制限し、観測するための適切な指標が必要である。行動確率そのものを指標として用いることも考えられるが、適当ではない。なぜなら、観測が十分でない場合に、適切でない行動の確率が高くなることもあり、そのような行動決定を避けるためには行動確率の閾値を高くしなければならない。一方、歩行中に観測する場合に行動確率の閾値を高くすると、頻繁に静止して、観測することになり、従来の静止時観測と変わらない。この時、行動確率についての信頼度の指標があれば、行動確率の閾値を下げる事が出来ると考えられる。そこで、行動確率と共に、観測により将来得られると期待される情報量(情報量期待値)を行動の曖昧さの指標(情報量期待値が小さいほど信頼できる)として用いることを提案する。行動確率あるいは情報量期待値が閾値を満足しない場合には、移動せず観測する。逆に、情報量期待値が小さければ(信頼度が高ければ)、行動確率自身が低くともその行動を遂行するという戦略により、行動確率の閾値を下げる事ができ、静止観測の頻度が減少すると予想される。

また移動中の観測では、以前の観測は次第に曖昧さが増大し、再観測が必要となるため、固定した観測順では対応できない。更に観測確率のみからは、観測の重要度が比較できない。これに対し情報量期待値は観測の曖昧さと重要度を反映している。そこで、情報量期待値の大きい(信頼度の低い)方向から順に観測する。

3. 提案手法

ロボットや環境、与えられるデータ等に関して以下のように設定する。

- (1) ロボットは視覚センサを持つが視野角が限られており、受動的な観測のみでは行動決定に必要な情報が得られるとは限らない。
- (2) 環境中にランドマークが配置されており、視覚センサの観測方向を変えることにより視野を拡大し、行動決定に十分な情報が得られる。

- (3) 教示などにより、視野を拡大した際に得られる視覚センサの値と、その際にとるべき行動が与えられる。これをトレーニングデータと呼ぶ。

教示の際には、同じ状況で注視対象による情報量の差異を知るために、ロボットは静止して観測する。また行動決定に必要な観測情報は一定ではなく、状況に応じて変化する。歩行中による画像の乱れを補正するためのデータは別に与えられる。

3.1 観測による情報量 [3]

行動の種類を r 、トレーニングデータの数を n とする。トレーニングデータ中の行動 j をとった回数を n_j とすると、各行動 $j = 1, \dots, r$ の生起確率 p_j は、 $p_j = n_j/n$ である。このとき行動に関するエントロピー H_0 は、次式で与えられる。

$$H_0 = - \sum_{j=1}^r p_j \log_2 p_j. \quad (1)$$

ランドマーク i が注視窓 $[\theta_{Lk}, \theta_{Uk})$ の範囲に観測されるか否かが分かったときの事後生起確率を求める。ランドマーク i が $[\theta_{Lk}, \theta_{Uk})$ に観測された回数を n_{ik}^I 、観測されたときに行動 j をとった回数を n_{ikj}^I 、 $n_{ik}^I = \sum_{j=1}^r n_{ikj}^I$ とすると、範囲内に観測される場合の事後生起確率は、 $p_{ikj}^I = n_{ikj}^I/n_{ik}^I$ となる。同様に、観測されなかった場合に、行動 j をとった回数を n_{ikj}^O 、 $n_{ik}^O = \sum_{j=1}^r n_{ikj}^O$ とし、観測されない場合の事後生起確率 p_{ikj}^O を求める。 $n_{ik} = n_{ik}^I + n_{ik}^O$ として、このときのエントロピーを計算すると、

$$H_{ik} = - \sum_{x=\{I,O\}} \frac{n_{ik}^x}{n_{ik}} \sum_{j=1}^r (p_{ikj}^x \log_2 p_{ikj}^x) \quad (2)$$

となり、それぞれの観測による情報量は、 $I_{ik} = H_0 - H_{ik}$ である。情報量が大きいランドマーク i 、注視窓 k ほど、行動に関する曖昧さが減少する。観測範囲の上下限 θ_{Lk}, θ_{Uk} は、各ランドマーク i についてトレーニングデータ中に含まれる隣接する観測された方位の中間点などを候補とする。

観測に要する時間が観測対象(ランドマークとその観測される範囲)によらず一定の場合には、情報量の最も大きい観測対象により、行動決定木を生成する。しかし、観測時間が観測対象により異なる場合には、最短観測時間となるとは限らない。そこで決定木の生成の際に、観測時間を考慮した指標を用いる。現在の観測対象の次にその観測対象を観測する場合にかかる時間を T とし、単位時間当りに得られる情報量(情報量速度) i_{ik} を次式で求める。

$$i_{ik} = \frac{I_{ik}}{1 + kT}. \quad (3)$$

ここで k は非負の定数であり、 $k = 0$ のとき、 i_{ik} は情報量に一致する。現在、観測していない場合には、行動決定時の平均的なカメラの方向からの観測時間を T として用いる。すでに視覚センサが観測した方向である場合には $T = 0$ とする。ここでは、いくつかの離散的な方向を用意し、注視窓を含む方向を観測方向とした。

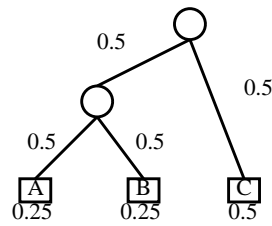


Fig. 2 An example action decision tree.

3.2 行動決定木の生成 [3]

行動決定木を次のように生成する．

- (1) 情報量速度 i_{ik} を全てのランダムマーク i ，注視窓候補 k について計算する．
- (2) i_{ik} を最も大きくする i, k の組により，トレーニングデータを，ランダムマーク i が注視窓 $[\theta_{Lk}, \theta_{Uk}]$ の範囲に観測された場合と，観測されなかった場合に分ける．

行動が決定できるまで (1) 情報量速度の計算と，(2) トレーニングデータの分割を繰り返す．行動決定木のノード，アーク，葉は，それぞれデータを分割する注視窓，ランダムマークが注視窓内に観測されるか否か，とるべき行動に相当する．注視窓は根から情報量速度が高い順に並ぶ．トレーニングデータに対し最後まで分割を繰り返しても，行動が確定しない場合には，各行動の頻度確率を記しておく．

3.3 行動決定

行動を決定するには，まず，モデルを使い各注視窓にランダムマークが入る確率を，現在の観測あるいは，過去の観測からの予測により計算する．いずれも得られない場合には，各注視窓に入る確率（観測確率）は 0.5 とする．つぎに，観測確率を用いて行動決定木の各葉への到達確率を計算する．同じ行動を示す複数の葉への到達確率の和を，その行動をとるべき確率とする．行動が決定できるまで観測と確率分布の更新を繰り返す．簡単な行動決定法としては，特定の行動の確率が閾値を越えたとき，その行動をとることが考えられる．閾値を下げることで行動決定までの観測が少なくなるが，行動決定を誤る可能性が高くなる問題がある．たとえば，行動決定木が Fig. 2 である場合には，観測前に行動 C の確率は 0.5 と高い．このため，行動確率の閾値は少なくとも 0.5 を越える必要がある．

そこで，観測による情報量の期待値を行動確率の信頼度の指標として用いることで，閾値を下げることを考える．観測による情報量の期待値の総和は，

$$- \sum_{\text{all node}} \left(\frac{n_{\text{node}}}{n} \right) I_{\text{node}} \{ p \log_2 p + (1-p) \log_2 (1-p) \}, \quad (4)$$

である．ただし， n_{node} は， node に到達するトレーニングデータ中のデータ数で， I_{node} は行動決定木生成時に計算された情報量， p はランダムマークがそのノードの注視窓内に観測される確率である． p のエントロピー $-\{p \log_2 p + (1-p) \log_2 (1-p)\}$ は，0 から 1 の値をとり，最も観測が曖昧な $p = 0.5$ の時，1 となる．

観測による情報量の期待値の総和が，閾値より小さくなり，ある行動の確率が閾値を越えたとき，その行動をとると決定する．

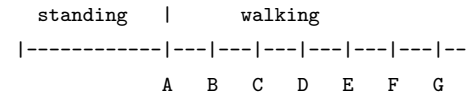


Fig. 3 A time sequence example. At time A, it starts walking. A, B, C,... are the beginning of a walking period.

いずれかを満たさないときには，ロボットは静止し，閾値が満たされるまで，情報量期待値

$$- \sum_{\text{somedirection}} \left(\frac{n_{\text{node}}}{n} \right) I_{\text{node}} \{ p \log_2 p + (1-p) \log_2 (1-p) \} \quad (5)$$

の最も大きな方向の観測と，観測，行動確率の計算を繰り返す．行動決定がされた行動を実行中も，最も情報量期待値の大きい方向の観測，観測確率と行動確率の計算，行動決定を繰り返す．閾値を満たさなくなると静止して観測し，行動決定する．

3.4 画像の補正法

静止状態で観測した画像を用いて生成した行動決定木により，移動中の行動決定を行うには，何らかの補正が必要となる．一つは移動に伴う画像の変化の補正であり，車輪式，脚式に共通に必要である．もう一つは，歩行による揺れの補正である．

この 2 つを補正するため，使用する歩行と観測方向それぞれについて補正値を歩行中の画像列 (Fig. 3) から計算する．まず，ロボットは静止しており，A の時刻で歩行を開始し，B の時刻が第 2 歩行周期の開始期である．

A, B, C,... の時刻を t_A, t_B, t_C, \dots と表記し，時刻 t の画像を U_t とする．歩行の開始初期では，歩行の位相が同じ時刻の画像 U_{t_A+i} と U_{t_B+i} の差に，歩行初期の揺れと移動の両方の影響が含まれる．歩行が定常状態に入ったときには，歩行の位相が同じ時刻の画像 U_{t_F+i} と U_{t_G+i} の差は，移動による影響のみが含まれる．ここで画像の差は，画像上各点の明度差（カラーの場合には 3 色それぞれの差）の 2 乗和，

$$D(i, j, \Delta x, \Delta y) = \sum_{\text{com}} \{ u_i(x, y) - u_j(x - \Delta x, y - \Delta y) \}^2 / S, \quad (6)$$

で定義する．ここで， $\Delta x, \Delta y$ は画像のずれ， com と $S (S \neq 0)$ は，それぞれ比較する画像の重なる領域とその面積， $u_i(x, y)$ は，画像 U_i 上の点 (x, y) の明度値である．

まず移動による画像変化の補正値を求める．画像の差 $D(t, t+1, \Delta x, \Delta y)$ が最小となる $(\Delta x(t), \Delta y(t))^T$ を，画像座標上でのカメラの動きとし，各時刻 t について求める．そして，歩行が定常状態である時刻 t について，一歩行周期のカメラの動き，

$$\sum_{j=t}^{t+W} (\Delta x(j), \Delta y(j))^T, \quad (7)$$

の平均 \hat{x}_L と分散 σ_L^2 を求める．ここで， W は歩行周期である． \hat{x}_L と σ_L^2 は，移動による画像座標上での変化の平均と分散を表す．

次に，揺れによる画像変化の補正値を求めるが，静止時の画像と歩行時の画像の差には，揺れと移動の両方の影響が含まれている．そこで移動による画像変化分を引き，時刻 t ，歩行位

相 θ での揺れによる画像変化分を求めると,

$$\mathbf{x}_s(t) = \sum_{j=0}^t (\Delta x(j), \Delta y(j))^T - \frac{(t - t_A)\hat{\mathbf{x}}_L}{W}, \quad (8)$$

となる. t_A は歩行開始時の時刻である. 第 1 項は静止時から時刻 t までの画像変化を, 第 2 項は移動分の補正を表す. $\mathbf{x}_s(t)$ を用いて, 各歩行位相 θ 毎に, 画像の変化の平均 $\hat{\mathbf{x}}_S(\theta)$ と分散 $\sigma_S^2(\theta)$ を計算する. これには歩行初期の揺れの影響が含まれる.

観測結果と $\hat{\mathbf{x}}_L$, σ_L^2 , $\hat{\mathbf{x}}_S(\theta)$, $\sigma_S^2(\theta)$ から観測確率を計算する. ランドマーク i が画像上の位置 \mathbf{x} で時刻 t_1 に観測されたとき, 時刻 t に観測が期待される画像上の位置と偏差は,

$$\bar{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_S(\theta_{t_1}) + \frac{(t - t_1)\hat{\mathbf{x}}_L}{W}, \quad (9)$$

$$\bar{\sigma}(t) = \sqrt{\sigma_S^2(\theta_{t_1}) + \frac{(t - t_1)\sigma_L^2}{W}}, \quad (10)$$

となる. ここで, θ_{t_1} は時刻 t_1 での歩行位相である. k を正の定数として, $\bar{\mathbf{x}}(t) - k\bar{\sigma}(t)$ と $\bar{\mathbf{x}}(t) + k\bar{\sigma}(t)$ がつくる領域の面積と, この領域が注視窓を覆う面積の比を観測確率とする.

注視窓を確認したランドマーク以外についても, 観測されたランドマークについては観測結果を記憶しておく. ロボットの移動にともないランドマークの観測される画像上の位置も変化し, 観測方向をまたぐことがある. これに対応する簡便な方法は, それぞれの観測方向により得られる画像を統合した一枚のパノラマ画像上の座標で, ランドマークの位置を表すことである. 以下の実験では, この方法を用いている.

4. 実験

4.1 ロボットと実験環境

ロボットとしては, RoboCup SONY 脚式ロボットリーグのロボット (Fig. 4) を用いた. 実験環境を Fig. 5 に示す. RoboCup SONY 脚式ロボットリーグ 2002 のフィールドの半面を用いた. ランドマークは 4 ヶ所, ゴールが 1 ヶ所あり, ボールがある. すべてのランドマークとボールは色により識別される.

ロボットのカメラの画角は横 58 度, 縦 48 度, 画素数はそれぞれ 88, 71 である. 脚は各 3 自由度, 首は 3 自由度 (パン, チルト, ロール) ある. パン軸はロボット正面に対して, -88 度から 88 度, チルト軸は, -80 度から 43 度が可動範囲である. カメラのフレームレートは 40[ms] である. 以降では, 時間については 40[ms] を単位とする. また観測行動決定もフレームレートで行う. 行動としては, 前進, 左前進, 右前進の 3 つを用意した. これらの行動は, トロット歩容を基にしており, 画像の揺れが少なくなるような工夫は行っていない.

視覚情報としては, 各ランドマークとボールの図心座標, ゴール画像を囲む長方形の (x, y) 座標が最小/最大となる座標 2 つを用いた. x, y の直積 (長方形領域) により注視窓を構成し, トレーニングデータを分割した.

4.2 画像の補正結果

Fig. 6 にロボットが前進行動をとり, カメラが前方を向いているときの 80[ms] 毎のカメラの画像を示す. 歩行周期は 600[ms] である. Fig. 7 に, 前進について 3 回の画像の変化量 Δy を示



Fig. 4 The SONY legged robot for the RoboCup SONY legged robot league.



Fig. 5 Experimental field (half of the RoboCup 2002 SONY legged robot league).

す. 一周期に一度大きく画像が乱れていることが分かる. Fig. 8, Fig. 9, Fig. 10 に, 前進, 右前進, 左前進それぞれについて, 前方を観測しているときの揺れによる変化量の平均 $\hat{\mathbf{x}}_S$ と偏差 σ_S を示す. 横軸は歩行の位相である. Fig. 11 と Fig. 12 に, カメラを前方に向け, ロボットがゴールを正面に見るフィールド中央の位置から, 静止, 前進 (25[×40ms] から 115[×40ms]), 静止 (132[×40ms] まで) の行動を行ったときの, 画像上でのゴールの重心位置について, 補正なし, 提案する揺れについての補正による中心値, 歩行開始時に期待される重心位置の変化を示す. 補正なしの場合には y 座標に大きな揺れが見られるのが, 補正を行うことで, 振幅が概ね減少している. 揺れのピークで部分的に振幅が増加している部分もあるが, これは Fig. 7 に示したように, 歩行による揺れに鋭いピークがあり, またピークの位相に揺れがあるためである. 歩行開始時と終了時に, 滑りのためずれが生じているが, 移動開始時に期待される重心位置の変化を表す直線と, 歩行中の移動による平均的な重心位置の変化の傾きとは一致していることが分かる. 歩行開始時に y の補正後のずれが大きいのは, 静止から定常歩行への移行が瞬時には起きないためである. また x の変化が前進から静止へ遷移する時に大きくなっているのは, トロットによる前進から静止への滑らかな遷移行動を用意していないためである. 必要に応じて, 滑らかな歩行遷移あるいは, 歩行遷移に関する補正値を用意する必要がある. 時刻 0 から 131 [×40ms] の観測に基づき提案する補正を適用することで, 期待される範囲 $\bar{\mathbf{x}}(t) - k\bar{\sigma}(t)$ と $\bar{\mathbf{x}}(t) + k\bar{\sigma}(t)$ に, 時刻 132 [×40ms] の値が含まれる確率は, k が 1.0 のとき 12%, k が 2.0 のとき 40%, k が 2.5 のとき 73%, k が 3.0 のとき 86% となった. 前進行動について複数回の試行により, k が 2.5 のとき, 70 から 80% となった. 以下の行動決定実験では $k = 2.5$ とした.

4.3 行動決定の様子

ボールがゴール前にあるとき, ボールとゴールを一直線上に

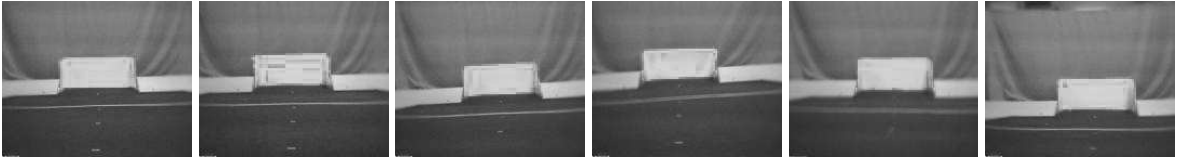


Fig. 6 The images of the camera while the robot is moving forward. The images are taken every 80[ms].

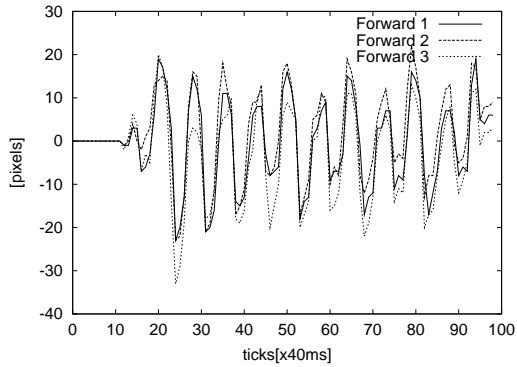


Fig. 7 The $\sum_{j=0}^t \Delta y(j)$ of the forward motion.

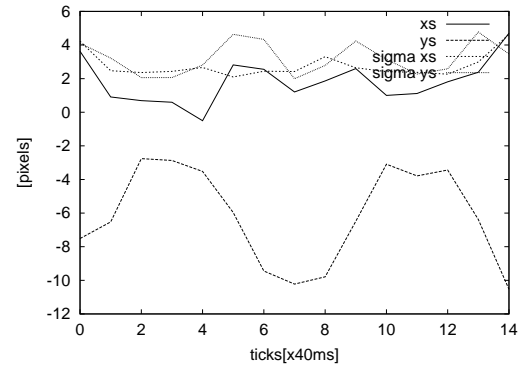


Fig. 10 The \hat{x}_S , and σ_S of the left forward motion watching at the front direction.

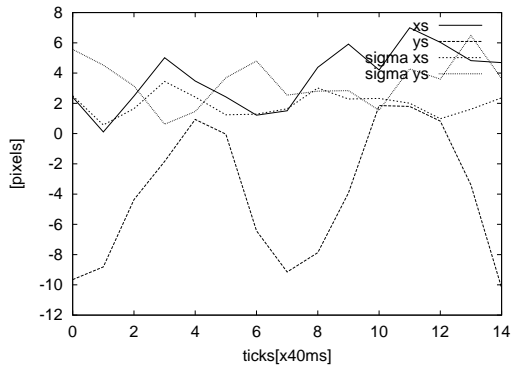


Fig. 8 The \hat{x}_S , and σ_S of the forward motion watching at the front direction.

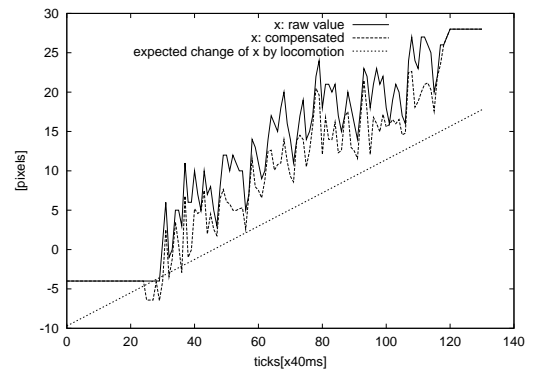


Fig. 11 Image compensation to the x axis by the proposed method.

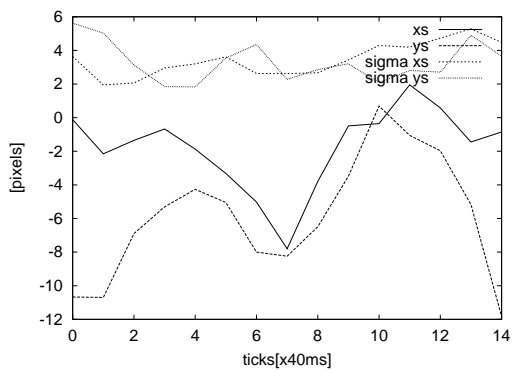


Fig. 9 The \hat{x}_S , and σ_S of the right forward motion watching at the front direction.

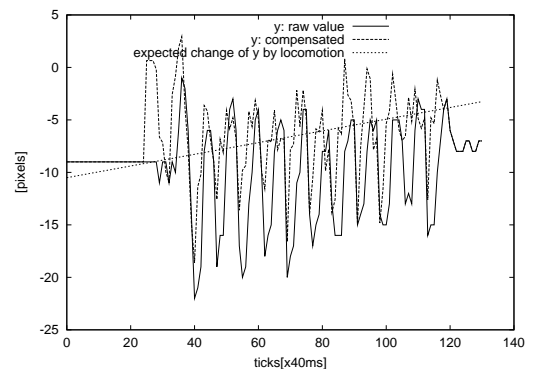


Fig. 12 Image compensation to the y axis by the proposed method.

見る位置へ移動することをタスクとした．フィールド中央の3点のいずれかを初期位置として，トレーニングデータを集めた．フィールド上には，進入禁止領域があり，ゴール正面から行動

開始した場合には適切に避けなければならない．進入禁止領域は，Fig. 5の中央の白い障害物を置いた領域である．ロボットは進入禁止領域についての視覚情報を持たず，ランドマーク等

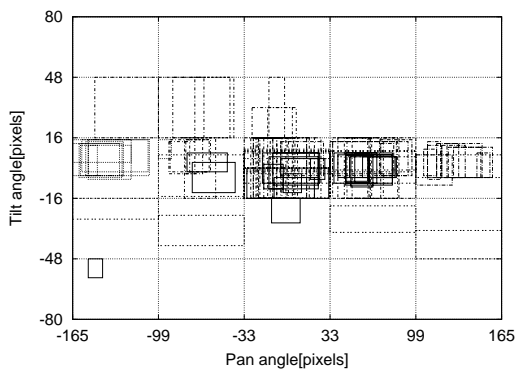


Fig. 13 Created attention windows by the proposed method.

の観測から行動決定しなければならない。パン軸は 44 度毎の 5 方向に、チルト軸は 21 度毎の 5 方向に分けた。これはカメラの揺れに関わらず特定の方向を観測したときに、必ず行動決定木生成時に仮定した範囲が観測可能とするためである。616 のトレーニングデータを集め、情報量により行動決定木を生成した。Fig. 13 に生成された注視窓を示す。正面に近い方向に注視窓が比較的集中していることが分かる。観測前の行動に関するエントロピー（情報量期待値に等しい）は 1.8 となった。

Fig. 14 から Fig. 16 に、フィールド中央の点から行動開始したときの、観測による情報量の期待値、最大の行動確率とその行動の変化、静止観測した時期を示す。Fig. 14, Fig. 15 では、情報量期待値の閾値は用いず、行動確率の閾値をそれぞれ 0.4 と、0.6 とした。Fig. 16 では、情報量期待値の閾値を 0.4、行動確率の閾値を 0.4 とした。

行動確率の閾値のみを用い閾値が 0.4 の場合 (Fig. 14) を見ると、行動確率が高くても、情報量期待値が 0.7 (観測前の情報量期待値の 4 割) 程度となることもあることが分かる。複数の試行を繰り返したところ、観測のために静止することが少なく、目標位置姿勢になるまでの時間も短かったが、フィールド上の進入禁止領域を通過した。このためタスクを達成したとは言えない。

進入禁止領域を正しく避けるよう行動確率の閾値を上げ、0.6 としたとき (Fig. 15) には、タスクは達成されたが、頻繁に観測のために静止し、目標位置姿勢になるまでの時間が長かった。7 試行し目標地点へ到達できたのは 6 試行であった。目標地点への移動時間は、6 試行の平均で 92[s]、観測のため静止していた時間は平均で 73%であった。

情報量期待値の閾値を用いた場合 (Fig. 16) には、行動確率の閾値は低いが、情報量期待値の閾値を満たさない場合には、静止観測する。移動行動に伴う行動確率の減少と情報量期待値の増大、観測に伴う行動確率の増大と情報量期待値の減少を繰り返しながら行動決定し、閾値を満たさないときには静止して観測している。歩行中の観測による情報量期待値の減少は、時刻 850 から 890 [$\times 40\text{ms}$] 付近に見られる。歩行中の情報量期待値の減少があまり見られないのは、観測方向の変更が移動による曖昧さの上昇に間に合わないためと考えられる。11 試行し目標地点へ到達できたのは 9 試行であった。目標地点への移動時間は、9 試行の平均で 52[s]、観測のため静止していた時間は平均

で 55%であった。移動時間の平均は行動確率の閾値のみを高くした場合の 56%であり、情報量期待値の有効性を示している。

5. 結 言

視覚センサを有する歩行ロボットのための、情報量に基づく注視戦略を提案し、観測による情報量期待値を用いることで行動決定の安定性を向上した。歩行による揺れを、視覚センサのみに基づいて補正し、移動中の観測を行動決定に用いることを実現した。実験に用いた歩行については補正後の分散が比較的大きく、情報量期待値の増大が比較的早い実験結果となった。補正後の分散を低下するには、より高次の補正式を用いることや、運動学により歩行に伴うカメラの動きを補正すること、ジャイロなど他のセンサを併用すること、などが考えられる。本手法では歩行に応じた補正値を求める必要があるが、一方で歩行に関する知識を必要としないため、結果として滑りなどを含めた補正値となる利点がある。高速なフィードバック制御や、特別な機構を用いた揺れの補正法と比較すると、一般に分散は大きいと考えられるが、本手法を含む画像に基づく補正法は簡便で有用であると考えられる。

今後の課題としては、行動決定木の汎化能力の向上、情報量速度の時間の重みや行動決定閾値の決定法、タスクにとって同じと見なせる複数の行動、たとえば遅いが揺れの少ない移動と、高速で揺れの激しい移動を、行動決定の効率によって自律的選択を行うことが挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、科学技術振興事業団戦略的基礎研究推進事業 (CREST) 領域「脳を創る」ならびに、文部科学省・科学振興調整費・戦略的研究拠点「阪大フロンティア研究機構」研究プロジェクトの補助を受けた。

参 考 文 献

- [1] T. Fukase, Y. Kobayashi, R. Ueda, and T. Arai. Real-time decision making under uncertainty of self-localization results. 人工知能学会 第 15 回 SIG-Challenge 研究会, pp. 21–26, 2002.
- [2] A. Kosaka, M. Meng, and A. C. Kak. Vision-guided mobile robot navigation using retroactive updating of position uncertainty. In *Proceedings of the 1993 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1–7, 1993.
- [3] N. Mitsunaga and M. Asada. Sensor space segmentation for visual attention control of a mobile robot based on information criterion. In *Proceedings of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1714–1719, 2001.
- [4] 岡田, 加賀美, 稲葉, 井上. 4 脚歩行ロボット JROB-1 の視覚に基づく行動制御. ロボティクス・メカトロニクス'99 講演会講演論文集, pp. 1A1–63–096. 日本機械学会, 1999.
- [5] 宮下, 細田, 竹内, 浅田. 反射の組み合わせによる歩行の実現. 日本ロボット学会誌, 18(3):381–386, 2000.
- [6] 原, 福田, 西林, 相山, 太田, 新井. 歩行時の揺れモデルを持つ 4 脚ロボットによる協調搬送制御. ロボティクス・メカトロニクス'99 講演会講演論文集, pp. 2P2–56–086. 日本機械学会, 1999.
- [7] 前山, 大矢, 油田. 移動ロボットのための適応的現在位置推定法-処理時間を要する外界センサデータの利用. 日本ロボット学会誌, 15(7):1075–1081, 1997.
- [8] 文, 三浦, 白井. 不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計画手法. 日本ロボット学会誌, 17(8):1107–1113, 1999.
- [9] 光永, 浅田. 移動体の意思決定のための情報量基準に基づく観測対象選択戦略. 日本ロボット学会誌, 19(6):793–800, 2001.

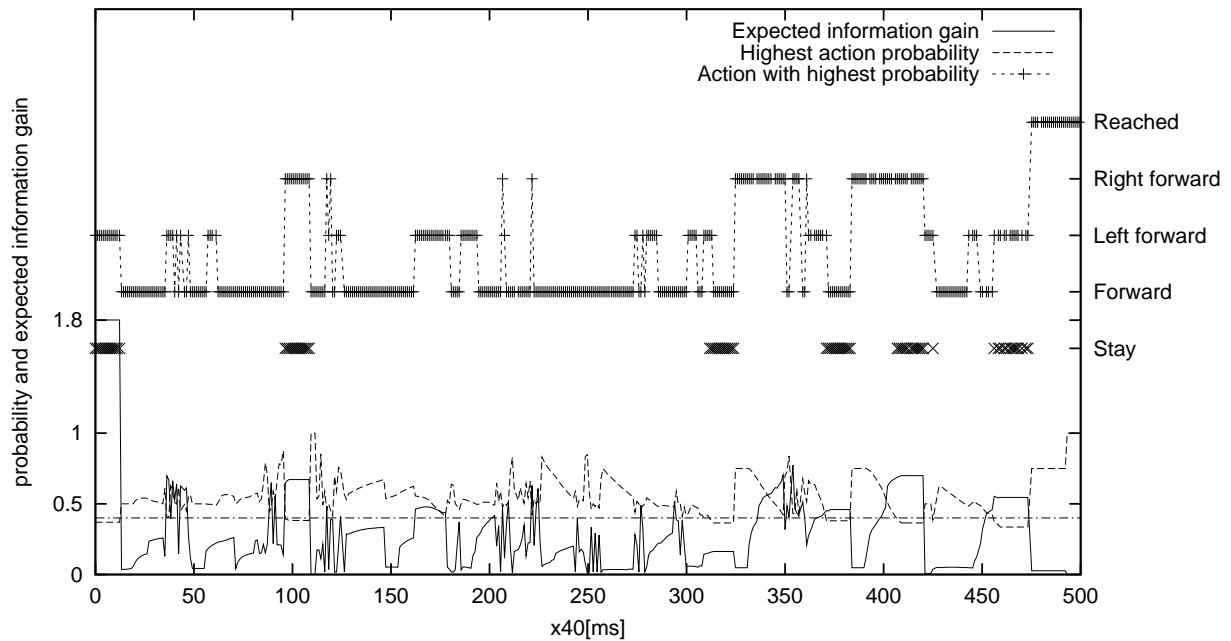


Fig. 14 Changes of expected information gain, the highest action probability, and actions. One of which has the highest action probability, and the other is the one taken by the robot. The starting point of robot was the center of the field. The action probability threshold was 0.4 and the information gain threshold was not used.

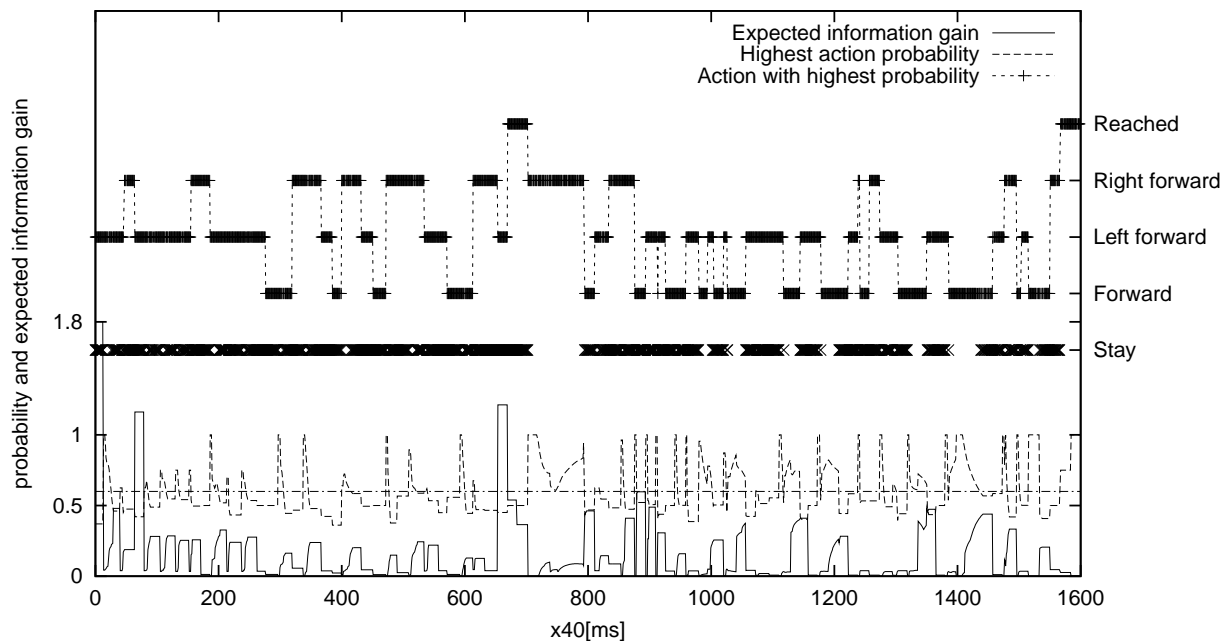


Fig. 15 Changes of expected information gain, the highest action probability, and actions. One of which has the highest action probability, and the other is the one taken by the robot. The starting point of robot was the center of the field. The action probability threshold was 0.6 and the information gain threshold was not used.

[10] 光永, 浅田. 情報量に基づく移動ロボットの注視制御のためのセンサ空間構成. 日本ロボット学会誌, 20(7):751-758, 2002.

光永 法明 (Noriaki Mitsunaga)

1974年1月5日生まれ. 1997年大阪大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻博士前期課程修了. 同年同大学院工学研究科知能機能創成工学専攻博士後期課程進学. 現在に到る. ロボットの知能に関連した問題に興味を持つ. (日本ロボット学会正会員)

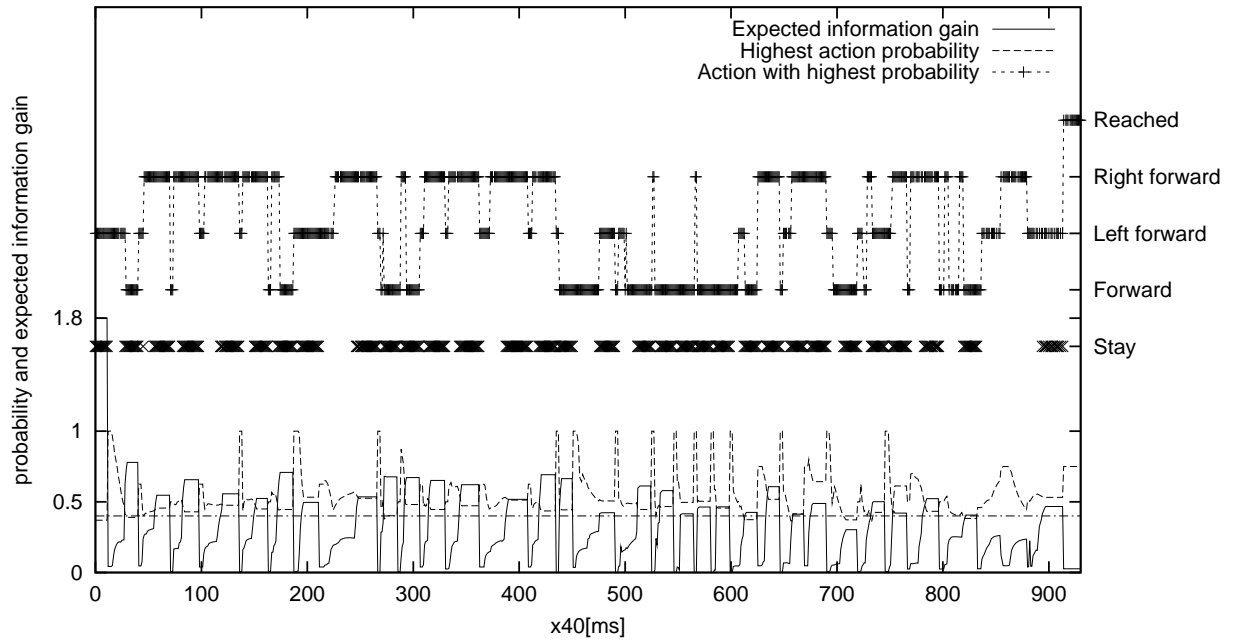


Fig. 16 Changes of expected information gain, the highest action probability, and actions. One of which has the highest action probability, and the other is the one taken by the robot. The starting point of robot was the center of the field. The action probability threshold was 0.4 and the information gain threshold was 0.4.

浅田 稔 (Minoru Asada)

1953年10月1日生まれ。1982年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年同大学基礎工学部助手。1989年同年同大学助教授，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到る。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。1989年情報処理学会研究賞，1992年IEEE/RSJ IROS'92 Best Paper Award, 1996年日本ロボット学会第10回論文賞受賞。知能ロボットの研究に従事。工学博士。電子情報通信学会，情報処理学会，計測自動制御学会，システム制御情報学会，IEEEなどの会員。（日本ロボット学会正会員）