動きの予測を伴う能動的認識のアルゴリズム

阪 口 豊*

An Attentional Perception Algorithm with Prediction

Yutaka Sakaguchi*

In understanding circumstances, we human beings direct our attention to appropriate information sources and collect necessary information according to our purpose. The author formalized such an attentional perception process as a sequential experimental design based on an information criterion and described its concrete algorithm. In the present article, the author develops the algorithm with an idea of prediction so as to estimate a time-variant object's state efficiently. The algorithm is to predict the object's state using the internal state transition model and to observe the object with the most informative sensor when the ambiguity of the prediction exceeds a specified limit. The author applies the algorithm to a problem of estimating the position of a moving target with observing it by a camera at times, and investigates its behavior through numerical experiments. The result shows that the system turns the camera's visual field to proper directions at proper times and estimates the target's position with specified accuracy by fewer observations.

Key Words: Sensory Integration, Attentional Perception, Prediction, Experimental Design, Mutual Information

1. は じ め に

人間は、種々の感覚器や観測手段を通じて対象に関する様々な情報を収集し、それらを統合することによって対象の内部表現（以下内部像と呼ぶ）を形成し、対象を理解する。このような人間の感覚情報処理の特徴に着目し、複数のセンサ情報を統合することによって優れたセンシング・システムを実現する方法を明らかにするため、感覚統合(sensory integration, multi-sensor integration)やセンサフュージョン(sensor fusion)と呼ばれる研究が進められている[1][2]。

多数のセンサ情報を利用できる状況で、システムが目的とする情報処理を効率的に進めるためには、それらの情報の中から必要なものを選択的に収集する必要がある。実際、人間は注意(attention)を向ける先を次々と変えることによって有用な情報を逐次的に獲得し、対象の内部像を構成する。このように、目的に応じて選択的に情報を収集しながら対象を認識する過程を能動的認識(attentional perception, active perception)という。大量のセンサ情報を扱う感覚統合システムが有効に機能するためには、目的に応じて情報を取捨選択する能動的認識のメカニズムが本質的な役割を果たす[3]。

筆者らは、能動的認識の過程を相互情報量基準に基づく逐次実験計画として定式化し、そのアルゴリズムを具体的に記述した[4]。そして、そのアルゴリズムを触知覚認識システムに適用し、その性能について実験的に検討した[5][6]。その結果、対象を識別する上で有効な情報を提供するセンサや特徴量を能動的に選択することにより、少ない観測回数で高い識別率が実現されることが示された。

能動的認識の本質は、対象に関する知識を利用することによって、内部像の構成を進める上で新たな情報をもたらす可能性の高いセンサを選択することにある。したがって、対象の動きや時間的变化に関する知識を利用することができれば、対象を識別する場合だけでなく、時間的に変化している対象の状態を推定する場合にも、能動的認識のアルゴリズムは有効に機能するはずである。

例えば、運動している物体の位置を知ろうとすると、人間は頭の中で物体の動きを予測して、予測した先に目を向けることによって物体の位置を的確に知ることができる。このように、対象が現れると予測される部分に観測資源を集中させることによって、対象の動きを高い精度で知ることができる。また、予測がうまくできる場合には、頻繁に観測を行わなくとも、予測だけで対象の動きをある程度把握することができる。すなわち、予測を利用することにより、必要な推定精度に応じて対象を観測する頻度を減らすことができる。

原稿受付 1993年10月18日

*東京大学工学部

*Faculty of Engineering, University of Tokyo

Fig. 1 Schematic model for sensory integration and attentional perception

本論文では、このように能動的認識アルゴリズムに予測の機能を付加することによって、時間的に変化する対象の状態を予測しながら、少ない観測回数で対象の状態を効率的に推定するためのアルゴリズムを構成する。

以下、第2章において能動的認識アルゴリズムについて述べた後、第3章においてそれを予測を伴うアルゴリズムに拡張する。第4章ではこのアルゴリズムをカメラの視野決定問題に適用し、カメラの視野や観測頻度がシステムに求められる推定精度に応じて適切に定められることを数値実験によって示す。第5章では、アルゴリズムの改良など関連する問題について考察する。

2. 能動的認識のアルゴリズム

能動的認識の過程を定式化するため、Fig. 1のようなモデルを考える[6]。図に示したように、このモデルは、外界から情報を受け取り局所的な情報処理(特徴抽出)を加える感覚部と、感覚器からの情報を逐次的に統合して内部像を構成する認識部から構成される。なお、このモデルにおいて、各感覚器は、物理的なセンサではなくひとつの「観測行為」に対応するものであり、その出力は「対象をある方法で観測したときに得られる信号」にあたる。したがって、ひとつのセンサをいろいろな形で利用する場合は、個々の利用法をそれぞれひとつの感覚器と考える。感覚器はいずれも対象に関する情報を提供する情報源とみなすことができ、認識部はこれらの中から対象を識別する上で有用なものを選択しながら、情報を統合していく。

いま、対象の状態を x 、状態 x に対応する内部表現を ξ と表す。また、 ξ の集合 Ξ (以下内部状態空間と呼ぶ)を考え、各要素 ξ に対して時刻 t における確率 $\pi_t(\xi)$ を割り当てる。この確率は t 回観測時点で対象が状態 ξ にある可能性を表す量であり、この分布が内部像の実体である。一方、感覚器 $s(=1, 2, \dots, S)$ の集合を $\mathcal{S}$ とし、感覚器 $s \in \mathcal{S}$ が出力する値(観測値) $y(s)$ の集合を $\mathcal{Y}_s$ と表す。また、対象が状態 ξ にあるとき、感覚器 s が信号 $y(s)$ を出力する条件付き確率を $p_s(y(s)|\xi)$ と表す。条件付き確率の値は、経験によってすでに得られているものとする。また、各感覚器は交互作用をもたない、すなわち、任意の二つの感覚器 s_1, s_2 に対して、

$$p_s(y(s_1), y(s_2)|\xi) = p_s(y(s_1)|\xi)p_s(y(s_2)|\xi) \quad (1)$$

が成立すると仮定する。

さて、時刻 t に感覚器 s を選択した結果、信号 $y_t(s)$ が得られたとする。このとき、Bayesの定理から、観測後の内部状態空間の確率分布 $\pi_t(\xi; y_t(s))$ は、

$$\pi_t(\xi; y_t(s)) = \frac{p_s(y_t(s)|\xi)}{\sum_{\eta \in \Xi} p_s(y_t(s)|\eta)\pi_{t-1}(\eta)} \pi_{t-1}(\xi) \quad (2)$$

によって与えられる。このように、観測を行うごとに内部状態空間の確率分布を更新することによって、種々の感覚器からの情報を逐次的に統合し、対象に関する内部像を組み上げていくことができる。したがって、感覚統合の過程はBayes推定として定式化することができる。

次に、いかなる感覚器を選択すれば内部像の構成が速やかに進行するかについて考える。いま、内部像構成の進み具合を表す評価基準として、内部状態空間のエントロピーを採用する[7]。エントロピーは、確率 $\pi_t(\xi)$ が特定の ξ に集中しているときに小さな値をとり、多数の ξ に分散しているときに大きな値をとるので、内部状態空間の「あいまいさ」を表す量であるといえる。そこで、ここでは、エントロピーの値が小さいほど内部像の構成が進んでいると考えることにする。なお、この基準は内部像のいわば「確信度」を表すものであって、内部像の「正確さ」を表すものではないことに注意が必要である(内部像が対象の真の状態と一致していなくとも、エントロピーは小さくなり得る)。

ここで、内部像の構成を速やかに進める方法として、観測後のエントロピーの期待値が最も小さくなるような感覚器を選択することを考える。いま、仮に時刻 t に感覚器 s を選択した結果、信号 $y_t(s)$ が得られたとすると、観測後のエントロピー $H_t(y_t(s))$ は、式(2)で求められる $\pi_t(\xi; y_t(s))$ を用いて、

$$H_t(y_t(s)) = - \sum_{\xi \in \Xi} \pi_t(\xi; y_t(s)) \log \pi_t(\xi; y_t(s)) \quad (3)$$

と表される。しかし、 $y_t(s)$ の値は、実際に観測を行って見ない限り知ることはできない。そこで、平均評価を行うことによって観測後のエントロピーの期待値 $H_t(s)$ を求める。

$$H_t(s) = \sum_{y(s) \in \mathcal{Y}_s} p_s(y(s)|\xi) \pi_{t-1}(\xi) H_t(y(s)) \quad (4)$$

内部像の形成を速やかに進めるためには、この値が最も小さくなるような感覚器を選択することが、少なくとも平均評価によっては最適であると考えられる。ここでは、観測後のエントロ

ピーの期待値を直接用いる代わりに、観測によるエントロピーの減少量の期待値 $I_t(s)$ を基準にとり、これが最大値をとる感覚器を選択する。

$$\begin{aligned} I_t(s) &= H_{t-1} - H_t(s) \\ &= \sum_{\xi \in \mathcal{E}} \pi_{t-1}(\xi) \sum_{y(s) \in \mathcal{Y}_s} p_s(y(s)|\xi) \\ &\quad \log \frac{p_s(y(s)|\xi)}{\sum_{\eta \in \mathcal{E}} p_s(y(s)|\eta) \pi_{t-1}(\eta)} \end{aligned} \quad (5)$$

この量は、情報理論において相互情報量と呼ばれるものである [8], [9].

以上の議論では、内部状態空間を離散的な集合としたが、これを連続的な集合としても同様の議論ができる。特に、内部状態分布 $\pi_t(\xi)$ 及び条件付き確率分布 $p_s(y(s)|\xi)$ が正規分布に従う場合は、更新に伴う処理が平均ベクトルと共分散行列の漸化式という形で表され、また、エントロピーや相互情報量も簡単に計算することができる。

いま、 t 回観測時点での内部状態を M 次元ベクトル ξ_t で表し、その平均ベクトルを μ_t 、共分散行列を D_t とする。また、感覚器 s から得られる観測値 $y_t(s)$ が、

$$y_t(s) = \mathbf{c}_s^T \xi_t + v_t(s) \quad (6)$$

と表されるものとする。ただし、 $v_t(s)$ は平均 0、分散 σ_s^2 のガウス性雑音である。また、異なる感覚器の間で $v_t(s)$ は無相関であるとする。

ここで、感覚器 s から信号 $y_t(s)$ を受け取ったとすると、内部状態分布は、

$$\mu_t = D_t \left[D_{t-1}^{-1} \mu_{t-1} + \frac{y_t(s)}{\sigma_s^2} \mathbf{c}_s \right] \quad (7)$$

$$D_t = \left[D_{t-1}^{-1} + \frac{1}{\sigma_s^2} \mathbf{c}_s \mathbf{c}_s^T \right]^{-1} \quad (8)$$

として更新される。一方、時刻 t で感覚器 s を選択したときのエントロピーの期待値 $H_t(s)$ は、 M 次元正規分布 $N(\mu, D)$ のエントロピーが、

$$H = \frac{M}{2} (1 + \log 2\pi) + \frac{1}{2} \log |D| \quad (9)$$

と表されること、また D_t が観測値 $y_t(s)$ によらないことより、

$$H_t(s) = \frac{M}{2} (1 + \log 2\pi) + \frac{1}{2} \log |D_t(y_t(s))| \quad (10)$$

として与えられる。したがって、相互情報量は、

$$I_t(s) = \frac{1}{2} (\log |D_{t-1}| - \log |D_t(y_t(s))|) \quad (11)$$

と表される。これより、相互情報量最大化をはかるためには、観測後の共分散行列の行列式 $|D_t(y_t(s))|$ を最小化すればよいことになる。なお、観測に伴う誤差 σ_s^2 が十分大きなときには、相互情報量は

$$I_t(s) \simeq \frac{1}{2\sigma_s^2} \mathbf{c}_s^T D_t \mathbf{c}_s \quad (12)$$

によって近似的に求めることができる [7].

このように、能動的認識の過程は「相互情報量基準に基づく逐次実験計画」として定式化することができる。以上で述べたアルゴリズムでは、単一の観測によって得られる平均的情報量を最大化する場合のアルゴリズムであるが、何回か連続して観測した時点で得られる情報を最大化する方法も考えられる [6]. また、相互情報量の代わりに対称化ダイバージェンス (J-divergence) や Hellinger 距離などの確率分布間距離を評価基準として用いることもできる [10].

3. 動きの予測を伴う能動的認識のアルゴリズム

3.1 基本的な考え方

前章で述べたアルゴリズムは、対象が一定状態にとどまっている状況に対するものであった。これに対し、対象の状態が時間的に変化する場合には、それに追従するように内部像を更新しなければならない。

そのためには、対象の状態変化を記述する状態変化モデルをシステム内部に用意し、内部状態分布をそれによって更新する方法が考えられる (Fig. 2)。このような状況において、対象の状態をなるべく少ない観測回数で定められた精度で推定するアルゴリズムを構成することが本論文の主題である。

一般に、対象の状態変化を完全に記述した内部モデルを作ることは不可能であるので、状態変化モデルに基づいて内部像の更新を繰り返すに従って、内部像と対象の真の状態との誤差は大きくなると予想される。しかし、誤差の大きさは対象の状態

Fig. 2 Model for attentional perception with motion prediction

を実際に計測してみなければ知ることができない。そこで、ここでは誤差の大きさを内部像のあいまいさ（内部状態空間のエントロピー）を尺度にして内部的に評価することを考える。

予測を行うごとに、内部状態空間のエントロピーは状態変化モデルのあいまいさに応じて増加していく。エントロピーの値が定められた範囲にとどまっているときは、推定精度は十分高いと考えて観測は行わない。そして、エントロピーが閾値を超えた時点で、観測後のエントロピーの期待値が最小になるような感覚器を選択することによって、上の目標を実現する。

3.2 アルゴリズムの定式化

簡単のため、まず内部状態変数が離散値で表される場合を考え、その下でアルゴリズムを定式化する。

いま、時間的に変化する対象 x_t があり、これがある規則 $f(x)$ に従って変化しているとする。

$$x_{t+1} = f(x_t) \quad (13)$$

ここで、 x_t に対応する内部表現 ξ_t は離散値をとるものとする。そして、 ξ_t が値 $i (=1, 2, \dots, I)$ である確率 $P(\xi_t = i)$ を考え、これを $\pi_t(i)$ と表す。システムによる対象の状態の予測値（推定値） μ_t は、 $\pi_t(i)$ を用いて、

$$\mu_t = \sum_{j=1}^I j \pi_t(j) \quad (14)$$

として、すなわち ξ_t の平均値として与えられる。また、確率 $\pi_t(i)$ の変化は次の遷移則として表される。

$$\pi_{t+1}(i) = \sum_{j=1}^I F_{ij} \pi_t(j) \quad (15)$$

ただし、 F_{ij} は $x_t = j$ の下で $x_{t+1} = i$ となる条件付き確率であり、これが状態変化モデルの実体である。

前章と同様に、対象を感覚器 s によって観測したときに得られる信号を $y(s)$ とし、対象の状態が ξ であるときに $y(s)$ が観測される条件付き確率を $p_s(y(s)|\xi)$ と表す。

いま、 x_t の振舞いを、決められた精度でなるべく少ない観測回数で知りたいとする。前節で述べたように、ここでは、予測値の確かさを表す評価基準として ξ の空間におけるエントロピーを考え、その値が定められた閾値を越えたときに観測を行うという方式を考える。また、感覚器の選択においては、内部状態空間との相互情報量が最も大きなものを選択するという戦略をとる。

以下、このアルゴリズムを数式を用いて表現する。

まず、内部像の更新方法について説明する。時刻 t で観測値 $y_t(s)$ を得たとき、観測後の ξ_t の確率分布 $\pi_t^+(i)$ は、観測前の確率分布 $\pi_t^-(i)$ と条件付き確率 $p(y_t(s)|i)$ を用いて、

$$\pi_t^+(i) = \frac{p_s(y(s)|i)}{\sum_{j=1}^I p_s(y(s)|j) \pi_t^-(j)} \pi_t^-(i) \quad (16)$$

として計算される。時刻 t で観測を行わない場合は、観測前確率 $\pi_t^-(j)$ をもって観測後確率 $\pi_t^+(j)$ とする。一方、時刻 $t+1$ における確率分布 $\pi_{t+1}^-(i)$ は、観測後の確率分布 $\pi_t^+(i)$ と状態変化モデルを用いて、

$$\pi_{t+1}^-(i) = \sum_{j=1}^I F_{ij} \pi_t^+(j) \quad (17)$$

として求める。以上が内部像更新のアルゴリズムである。

次に、観測を行う際の手続きについて述べる。時刻 t におけ

る観測前のエントロピー H_t は、

$$H_t = - \sum_{j=1}^I \pi_t^-(j) \log \pi_t^-(j) \quad (18)$$

で与えられる。この値が閾値 H_T より小さい場合は、内部像のあいまいさは十分小さいとして観測は行わない。ここで、 H_t はシステムが実現すべき推定精度を定める定数である。逆に、 H_t が H_T を超えた場合は、次式で与えられる相互情報量基準に基づいて選択した感覚器 s を用いて対象を観測する。

$$I_t(s) = \sum_{i=1}^I \pi_t^-(i) \sum_{y(s) \in y_s} p_s(y(s)|i) \log \frac{p_s(y(s)|i)}{\sum_{j=1}^I p_s(y(s)|j) \pi_t^-(j)} \quad (19)$$

以上のアルゴリズムを用いることによって、システムは内部像の確かさを一定のレベルに保ちつつ、少ない観測回数で対象の状態を知ることができる。なお、観測の頻度は、1) 要求される推定精度が高いほど、2) 状態変化モデルのあいまいさが大きいほど、3) 観測精度が悪いほど高くなると予想される。

3.3 カルマンフィルタを用いた定式化

前節のように離散分布を用いて内部像を表現すると、アルゴリズムの動作や原理が直感的に理解しやすいが、確率分布を記憶するために必要な記憶量や感覚器選択に要する計算量が多くなるという欠点がある。

前章で述べたように、内部状態や状態変化モデルの確率分布が正規分布に従う場合には、内部像の更新操作を平均値と分散に関する漸化式として表すことができる。本節では、カルマンフィルタ [11], [12] の考え方に沿って、この場合についてのアルゴリズムを記述する。

いま、対象の状態 x_t 及びその内部表現 ξ_t を実数値ベクトルとし、 ξ_t の平均ベクトルと共分散行列をそれぞれ μ_t, D_t と表す。また、状態変化モデルは、

$$\xi_{t+1} = A \xi_t + u_t \quad (20)$$

で与えられるとする。ここで、 u_t は平均 0、共分散行列 Q のガウス性雑音である。また、観測値 $y_t(s)$ は、

$$y_t(s) = c_s \cdot \xi_t + v_t(s) \quad (21)$$

で表されたとする。ただし、 $v_t(s)$ は平均 0、分散 $\sigma_s^2(s)$ のガウス性雑音である。

以上の設定の下で前節の議論を書き直すと、平均ベクトル μ_t と共分散行列 D_t に関する漸化式が得られる。

予測による更新

$$\mu_t^- = A \mu_{t-1}^+ \quad (22)$$

$$D_t^- = A^T D_{t-1}^+ A + Q \quad (23)$$

観測による更新

$$\mu_t^+ = \mu_t^- + k_t [y_t(s) - c_s \cdot \mu_t^-] \quad (24)$$

$$D_t^+ = D_t^- - k_t c_s^T D_t^- \quad (25)$$

$$k_t = \frac{1}{c_s^T D_t^- c_s + \sigma_s^2} D_t^- c_s \quad (26)$$

ただし、 k_t はカルマンゲインと呼ばれる中間変数である。

内部状態空間のエントロピー H_t は、前章と同様に式 (10) で与えられるので、これが閾値 H_T を超えているかどうかによって時刻 t で観測を行うかどうかを定める。また、観測を行う場合は、式 (12) で与えられる評価基準をすべての感覚器に対して

計算し、その値が最も大きなものを選択する。

3.4 状態変化モデルの選択

次に、状態変化モデルが複数存在するときに、対象の状態推定と状態変化モデルの選択を同時に行うアルゴリズムについて考える。

状態変化モデルの集合 $\{f^a\}$ を考え、時刻 t において対象の動きが状態変化モデル f^a に従っている確からしさを $\pi_t(a)$ と表す。また、対象の状態 x_t に対する内部表現とその分布は各モデルごとに用意し、それぞれ ξ_t^a , $\pi_t(\xi|a)$ と表す。また、 ξ_t^a の平均値と分散をそれぞれ μ_t^a , $(\sigma_t^a)^2$ と表す。

予測や観測による内部状態分布の更新は各状態変化モデルごとに独立して行う。また、対象の状態の推定値 μ_t は、モデルごとに計算される予測値 μ_t^a を $\pi_t(a)$ で重み付けすることによって、

$$\mu_t = \sum_a \pi_t(a) \mu_t^a \quad (27)$$

として計算する。一方、状態変化モデルの確からしさを表す確率 $\pi_t(a)$ は、Bayes の定理に従い、

$$\pi(a) = \frac{P(y_t|a)}{\sum_\beta P(y_t|\beta) \pi_{t-1}(\beta)} \pi_{t-1}(a) \quad (28)$$

として更新する。時刻 t で観測を行わないときは、 $\pi_t(a)$ は更新せずに古い値を継承し、次に時刻 $t+\tau$ において観測を行ったときに、

$$\pi_{t+\tau}(a) = \frac{P(y_{t+\tau}|a)}{\sum_\beta P(y_{t+\tau}|\beta) \pi_{t-1}(\beta)} \pi_{t-1}(a) \quad (29)$$

として更新する。

状態変化モデルが複数ある場合の内部状態空間のエントロピーは、各モデルのもつエントロピーの荷重和とモデル集合のエントロピーの和として与えられる。

$$H_t = - \sum_a \pi_t(a) \sum_{\xi \in \mathcal{S}} \pi_t(\xi|a) \log \pi_t(\xi|a) - \sum_a \pi_t(a) \log \pi_t(a) \quad (30)$$

また、この場合の内部状態空間と感覚器 s との相互情報量は、

$$I_t(s) = \sum_a \pi_{t-1}(a) \sum_{\xi \in \mathcal{S}} \pi_{t-1}(\xi|a) \sum_{y(s) \in \mathcal{Y}_s} p_s(y(s)|\xi, a) \log \frac{p_s(y(s)|\xi, a)}{\sum_{\eta \in \mathcal{S}} \sum_{\beta} p_s(y(s)|\eta, \beta) \pi_{t-1}(\eta|\beta) \pi_{t-1}(\beta)} \quad (31)$$

と表される。

内部状態分布が正規分布に従う場合も、状態変化モデルごと

にそれぞれ式(22)～(26)に従って分布の更新を行うほかは上と全く同様である。なお、この場合の相互情報量は、

$$I_t(s) \approx \frac{1}{2\sigma_s^2} \left[\sum_a \pi_t(a) \mathbf{c}_s^T D_{t-1}^a \mathbf{c}_s + \sum_a \pi_t(a) (\mathbf{c}_s \cdot \boldsymbol{\mu}_t^a - \sum_\beta \pi_t(\beta) \mathbf{c}_s \cdot \boldsymbol{\mu}_t^\beta)^2 \right] \quad (32)$$

で近似的に与えられる。この式は、いずれかひとつの状態変化モデルに対してのみ $\pi_t(a)=1$ となれば、式(12)と一致する。すなわち、状態変化モデルがひとつに絞られた時点で、システムの動作は前節の議論に帰着される。

4. 数 値 実 験

4.1 問題の設定

前章で構成したアルゴリズムの振舞いを評価するために、数値実験を行った。

題材として、2次元の定められた領域内を運動する対象の位置をカメラを用いて観測する問題を考える。カメラの向き及びズームは可変であり、それらを適切な形で制御することによって対象の位置を必要な精度で把握する。したがって、この例題では、選択すべき感覚器の集合が(視野中心の位置)と(視野の大きさ)の直積集合として与えられることになる。

Fig. 3 に示したように、対象は xy -平面上の $(-1, 1) \times (-1, 1)$ の領域内を運動するとし、領域の境界に衝突した場合は鏡面反射するものとする。また、システムは、カメラ像から対象の位置 (x, y) と速度 (v_x, v_y) を知ることができるものとする。カメラは、 $m_x \times m_y$ の画素をもつとし、位置や速度は離散値で得られる。したがって、位置や速度の観測精度は視野が小さくなるほど(ズームを拡大するほど)高くなる。以下では、視野中心は 0.125 間隔の $17 \times 17 = 289$ 個の格子点、視野の大きさは一辺 0.25 から 2 まで 0.25 間隔で 8 段階に設定できるとし、画素数は $16 \times 16 = 256$ とする。この場合、位置の測定精度は、視野が最大、最小のときそれぞれ 0.125, 0.016 となる。

システムが内部で保持する変数は、対象の x, y 方向それぞれの位置 (ξ_x, ξ_y) と速度 (ϕ_x, ϕ_y) の四つとする。対象の動きの種類として、直線運動、回転運動など 4 種類の運動パターンを考え、それぞれに対して状態変化モデルを用意する。各状態変化モデルは、具体的には、現在の位置と速度から次の時刻での位置と速度を予測するという形をとる。

Fig. 3 Experimental configuration

Fig. 4 Actual position, estimated position and camera's visual field

内部状態変数は正規分布に従うものとし、3.4節で述べたアルゴリズムに従ってその平均値と分散を更新する。ここでは簡単のため、行列 Q が対角行列であるとして四つの変数は独立に取り扱った。四つの変数に対する初期分布はすべて平均 0.0、分散 1.0 と設定した。

なお、対象がカメラの視野からはずれたときは、内部状態変数の分散をすべて初期値 1.0 に戻し、推定をやり直すものとした。

4.2 実験結果

Fig. 4に、内部状態空間のエントロピーの閾値を -5.0 、 -6.5 としたとき、対象の真の位置 (x, y) と内部状態変数の推定値 (μ_x, μ_y) 、及び各観測時における視野の領域を示す。この図において、点線で描いた四角形はカメラの視野、実線は対象の真の動き、点線はシステムが推定した動きを表す。また、○は観測を行わない時刻での推定値、●は観測を行った時刻での推定値を表す。なお、初回の観測時の視野は対象の運動領域と一致しているので、図には表示されていない。

また、Fig. 5 に真の位置と推定位置との差の変化を示す。以上の結果から、1) 推定が進むにつれて視野が小さくなり、観測精度が向上すること、2) 真の位置と推定位置との差は一定の範囲に抑えられ、その大きさは設定したエントロピーの閾値 H_T に依存して決まること、3) 閾値 H_T が小さいほど観測頻度が高くなることわかる。なお、推定が進むにつれて視野が小さくなるのは、内部状態空間における確率分布の幅が次第に狭くなり、その結果、内部状態空間との相互情報量が大きなセンサと

Fig. 5 Error of estimated position

Fig. 6 Entropy of internal state and probabilities of state transition models (Entropy threshold = -5.0)

して限定された視野を細かく表現するセンサが選ばれるようになるためである。

Fig. 6 に内部状態空間のエントロピーと各状態変化モデルに対する確率 $\pi_i(a)$ の変化を示す。この図から、1) 観測が行われるごとに状態変化モデルの確からしさが更新され、最終的にひとつの状態変化モデルが選択されること、2) 状態変化モデルが絞られるに従って観測周期が長くなることわかる。

さて、3.1節で述べたように、システムは、推定値の確かさを、実測値と予測値の差ではなく内部状態空間のエントロピーによって評価するため、誤った内部像を形成してしまうと、推定位置は対象の真の位置から遠く離れてしまう可能性がある。Fig. 7 は、実際にそのような現象が起こった例を示している。この図からわかるように、誤った状態変化モデルが選択されると、誤った予測に基づいて対象の位置を推定するので、対象の推定位置は真の値から大きく乖離し、対象が視野からはずれてしまう (図中の◇は対象が視野からはずれたときの推定位置を表す)。しかし、それ以降の観測によって予測と実測との違いを知り、改めて正しい状態変化モデルを選択すると、それ以後は対象の位置を正しく推定するようになる。

本システムのこのような振舞いは、人間が対象の動きを予測しながら適切な箇所に注意を集中させて対象の動きを追跡しようとする、また、予測がはずれて対象を見失ったときには注意を分散させて情報を広く集めようとするによく類似している。本論文で提案したアルゴリズムは、人間のこのような戦略を具体的に実現したものであり、「注意をもった機械」を作る上で基本的なアルゴリズムとなり得るものであるといえる。

5. 考 察

5.1 感覚器の切替えに制限がある場合の取扱い

感覚器 (観測手段) を切り替える際に大きな手間がかかる場合には、同じ感覚器をなるべく続けて利用することが望ましい。例えば、前章で取り扱った例題において、カメラの向きやズームの調整などの操作をなるべく少なくしたいことが考えられる。

このような要請に応えるためには、対象の位置に関する予測を次の観測時刻だけでなく、その先の時刻まで行った上で、複数の観測時刻にわたって十分な情報量を提供するような感覚器を選択すればよい。具体的には、

Fig. 7 Example of misjudgement

1. 次の観測時刻において、相互情報量が最大になる、あるいは観測後のエントロピーが必要な条件を満たす感覚器を選択する。
2. 1.で選択した候補が複数存在するときには、その次の観測において相互情報量が十分大きな感覚器をひとつ選択する。
3. 2.において次観測で十分な情報量が得られないときは、ひとつの感覚器を二時刻続けて利用できないことを意味するので、1.で選択した候補からいずれかひとつを選択する。

という手続きを踏むことになる。

関連する問題として、感覚器を切り替える際に切替え後の感覚器が限定されている場合の取扱いが挙げられる。前章の状況において、カメラ制御系の応答特性が完全でないため、次の時刻で視野を任意の領域に移動させることができない場合などがその例である。この場合、次の時刻で利用可能な感覚器に制限が設けられるため、感覚器の選択肢が減少することになる。

この場合は、各時刻で利用可能な感覚器の集合についても予測を行い、それによって制限された選択肢の中から相互情報量が最も大きな感覚器を選択するという方法が考えられる。また、上と同様に数時刻先まで先読みをすることによって、感覚器の切替えをスムーズに行うことができる。

5.2 感覚器選択における計算量の削減

能動的認識のアルゴリズムには、対象の数や感覚器の数が増加するにつれて感覚器選択に要する計算量が増加するという問題がある。この問題に対するひとつの解決法として、評価基準の計算を感覚器ごとに並列に行うことが考えられるが、ここでは対象や感覚器の数を疑似的に減少させることによって計算量を減らすことについて考察する。

対象の数を減少させる方法としては、対象の集合をグループ分類することが考えられる。すなわち、何らかの基準に従って互いに似ている対象をひとつのグループにまとめることにより、全体をいくつかのグループに分割する。システムは、まずこのグループの集合を対象集合 $\mathcal{G}$ とみなして、能動的認識アルゴリズムを適用する。そして、いずれかひとつのグループが選択された時点で、そのグループに属する要素の集合を改めて対象集合 $\mathcal{G}$ と考えて、再び同じアルゴリズムを適用すればよい。

このように、対象全体の集合の中から直接対象を識別するのではなく、まず、対象がどのグループに属しているかを定め、次にそのグループ内のどれであるかを識別するという段階を踏むことによって、各段階における対象の数を少なくし計算量を減らすことができる。

一方、感覚器の数を減らすには、重複した情報を担っている感覚器を削る方法が考えられる。ただし、これは、各感覚器の出力する信号が互いに相関をもっている場合にのみ可能であり、感覚器が提供する情報に冗長性がない場合には感覚器の数を減らすことはできない。

6. お わ り に

筆者らが以前に提案した能動的認識のアルゴリズムに予測の

機能を加えることによって、対象の状態変化を予測しながら適切な観測手段を選択し、少ない観測回数で対象の状態を効率的に推定するアルゴリズムを構成した。また、運動物体の位置を推定する問題を例題にとり、構成したアルゴリズムの性質を数値実験によって検証した。本論文で提案したアルゴリズムは、カメラを用いて物体を観測する場合だけでなく、レーダーやレンジファインダなどと組み合わせて観測を行う場合にも全く同様に適用できる。また、物理的に運動する物体の認識に限らず、一般的な時系列信号の認識に対する応用も考えられる。

感覚統合システムのように大量の情報を取り扱うシステムを構成する際の考え方として、「情報の増加に応じてシステムの情報処理能力を向上させる」というアプローチが一般的である。しかし、その反対に、「不要な情報処理を省いて全体としての情報処理負荷を小さくする」という考え方をとることもできる。能動的認識とは、まさに後者の考え方に基づく認識アルゴリズムである。この考え方は、限られた資源の下で合目的な情報処理を効率的に実現するためのものであり、その点で脳の感覚情報処理のひとつの原理であるといえる。今後も、さまざまな感覚情報処理過程にこの原理を適用して、その性質について評価を行うとともに、脳がそれをどのようなメカニズムで実現しているかを明らかにしていきたいと考えている。

なお、本研究の一部は科学技術庁振興調整費「センサフュージョン」によって行われた。

参 考 文 献

- [1] 山崎弘郎, 石川正俊(編):「センサフュージョン」, コロナ社, 1992.
- [2] R. Luo and M. Kay: "Multisensor integration and fusion in intelligent systems," IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-19, pp. 901-931, 1990.
- [3] 阪口豊: "触知覚における感覚統合と能動的認識", 電子情報通信学会誌, vol. 76, no. 11, pp. 1222-1227, 1993.
- [4] 阪口豊, 中野警: "能動的認識の数理モデル", 第6回生体・生理工学シンポジウム論文集, pp. 373-376, 1991.
- [5] 黒川朋也, 阪口豊, 中野警: "意図的触覚センシングシステム", 第31回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pp. 671-672, 1992.
- [6] Y. Sakaguchi: "Haptic sensing system with active perception," Advanced Robotics (in printing)
- [7] 鈴木敦夫: "応答曲線推定のための逐次実験計画法の研究", 東京大学大学院工学系研究科修士論文, 1983.
- [8] 甘利俊一: "情報理論 II", 共立出版, 1968.
- [9] 有本 卓: "確率・情報・エントロピー", 森北出版, 1980.
- [10] 滝山竜三: "距離の概念の導入によるパタン認識系の評価法", 九大工学集報, vol. 37, pp. 318-324, 1965.
- [11] 有本 卓: "カルマン・フィルター", 産業図書, 1977.
- [12] 片山 徹: "応用カルマンフィルタ", 朝倉書店, 1983.

阪口 豊 (Yutaka Sakaguchi)

1963年12月24日生。1988年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻修士課程修了。同年同大工学部計数工学科助手、現在に至る。生体情報処理、特に、感覚機能のモデル化と工学的実現、学習認識に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、電子情報通信学会、日本神経回路学会、

IEEE, INNS 会員。

(日本ロボット学会正会員)