

# センシング情報学の構築

出口 光一郎\*

## Construction of Informatics of Sensing

Koichiro DEGUCHI\*

**Abstract**— This paper describes a strategy of optimal action of sensing process. The decision of an action selection is made from an information theoretic point of view. Its goal is to reduce the number and effort of the sensing steps to reach the final identification of the object condition among those registered in the data base. We have chosen an information theoretic framework, motivated by the fact that sensed data is not noiseless or ideal, nor can the effect of a certain action be completely determined in advance. This is the common case for almost all sensing problems. We present the strategy for an example of the object recognition process from observations of its images. In the recognition, the entropy, which can be considered as the amount of the uncertainty of the object, must be most rapidly reduced. This process is formalized in terms of evaluation of the mutual entropy.

**Keywords**— sensing, measurement theory, information theory, estimation, amount of mutual information

### 1. はじめに

センシングとは、物理世界/外界から計測結果としてのデータを得て、それを物理法則から導かれる仮説にあてはめることで、測定対象の状態を定量的に理解することである。したがって、センシングは物理世界/外界(モノ)に高度に依存した行為である。しかし、一方で、物理法則からなかに測定できているかという仮説を立てる道筋は、論理として抽象化することができ、異なった測定対象や物理法則にも統一的な視点を持つ、一般的な技術(コト)を確立し得る可能性を持つ。例えば、機械力学的な現象が電気回路や熱伝導の現象のアナロジーとして記述できる。すると、そこでは、一見同じ形式の法則が導入され、同じ道筋で仮説が構成できる。その結果、機械力学的な現象のセンシングに、電圧や熱のセンシングと同一の手法が適用できると考えられるわけである。

そこで、これまで、このアナロジーに基づいた計測原論とも言うべき統一的、統合的な計測方法論の構築の試みが数多く行われてきた。しかし、この試みはことごとく未完成に終わっている。これは、測定対象側に共通アナロジーを見出そうという努力にも関わらず、実際のセ

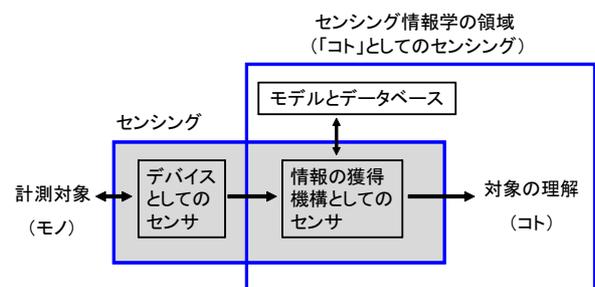


Fig. 1: センシングにおける情報獲得の意味

ンシングは個々の物理対象に高度に依存していて、統一的、総合的な視点を構築しにくかったからである。

しかし、センシングは、Fig. 1 に示すように、直接にデバイスとしてのセンサによって測定対象にアクセスする部分と、そこで得たデータを情報として理解するためのプロセスとを含む。さらに、能動的なセンシングの考え方も両者にとって重要な要素である。この時に、これまでのセンシングを統一的にとらえる試みでは、後者の情報の取り扱いと、特に、センシングにおける能動的な行動を評価する視点、すなわち、その行動選択の良さを定量的に評価する方法の統一性を見出す視点になかった。

本研究は、能動センシングの考え方を情報理論の立場から見直し、統合的なセンシング方法論としての「センシング情報学」の構築を試みるものである。ここでは、

\*東北大学大学院情報科学研究科 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-01

\*Tohoku University, 6-6-01 Aoba-campus, Sendai, Miyagi 980-8579, Japan

Received: 5 August 2007, 30 August 2007

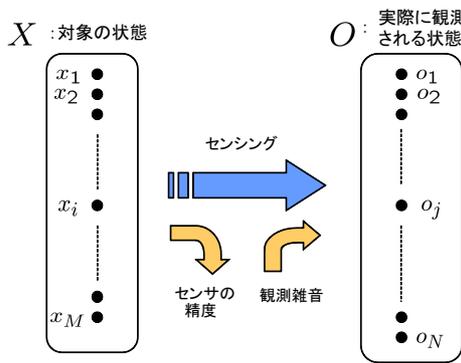


Fig. 2: センシングにおける情報伝達のモデル

Fig. 1 に示すように、「センシング = 情報を得る行為」と考える．そして、後で示すように、その行為の良さを対象の状態に関する「情報エントロピーの減少量」を導入することで評価する．

すなわち、まず、センシングを Fig. 2 に示す情報伝達ととらえる．そのセンシングにより得られる観測  $o$  から、対象の状態  $x$  を推定する．このとき、このセンシング行為によって対象の状態のあいまいさがどれだけ減少するかを評価する．この基準をもとに、「効率良く情報を獲得する行為としてのセンシング」、すなわち「コトとしてのセンシング」という統一的なセンシング理論を構築する．

これまでの、計測原論の試みは、(1) 対象に依存する部分にまで統一性を見ようとした (2) 能動的なセンシング、したがって、観測者に行為選択が委ねられている部分の最適性の評価をしてこなかった、という2点で統一性を見る視点がずれていた、というのが本研究での主張である．

## 2. 能動的にセンシング情報を獲得すること

本節では、能動センシングについて、情報理論に基づいて論じる．ここでの主要な議論は、まず、センシングにおける不確定さやあいまいさは、情報理論に基づいて定量的に評価することができることを示す．そして、その定量評価に基づいて、センサのパラメータや得られたデータを能動的に適切に選択することによって、その不確定さやあいまいさ、そして、センシングの手間を最小にできることを示す．

時刻  $t$  における対象の状態  $x$  (一般にはいくつかの値の組であり、ベクトルとして与えられる．それを  $x_t$  と表す) を知ることが、センシングの目的である．ただし、これは、状態  $x$  がその時刻  $t$  にとるであろう値についての確率分布  $p(x_t)$  を知ることである．われわれは、センシング対象の状態については、確定的なことは分らな

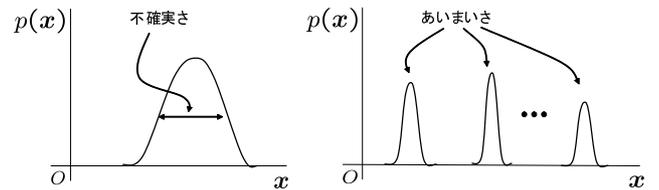


Fig. 3: 状態に対する知識の「不確かさ」と「あいまいさ」

い．ある状態をとるということがどれくらい確からしいかということのみが分かるという立場である．したがって、ここでの確率分布  $p(x_t)$  は、いわば、対象の状態はこうであろうという「信念 (belief)」の度合いを表すものとする．

すなわち、この意味では、状態についての情報が全く得られないときには「 $p(x_t) = \text{一様}$ 」であり、確率分布は平坦で、どのような状態も一様に起こり得ると考えていることを表す．一方、確率分布  $p(x_t)$  がある特定の  $x_t$  の付近で鋭い単峰のピークを持つ時には、そのピーク的位置が  $x$  の真の状態と対応すると考えられる．

このとき、ここでは、このような意味での状態に対する知識の「不確かさ」は、Fig. 3 に示すように、このピーク周りでの  $p(x_t)$  の広がりあたりに、分散が大きいくほどその知識は不確かで、状態について大よそのことは分かるが狭い範囲に特定することが出来ないことを示す．一方、広がりが小さい、すなわち、ピークが鋭いほどその推定は確実であるということを示している．

これに対して、「あいまいさ」という言葉によって、 $p(x_t)$  が複数のピークを持つことを表す．複数の真の状態の候補を考えることが出来て、そのうちのどれかが尤もで、真の状態を一つに決め難いことを示している．

さて、ある時刻  $t$  での「センシングのための行動」を  $a_t$  で表す．これは、センサのパラメータ調整や対象を計測する点を選ぶ、センシングデータを取捨選択するなどの「行動」を表し、それらの設定値の組として、一般にはベクトルである．例えば、温度の計測では温度計の種類や測定点の選択、そして、温度計そのものからの温度の読み取りまでを含む．後述の画像認識の実験では画像の形成、そして、画像処理の過程もこれに含まれる．

そして、「望ましいセンシング行動」の系列  $\{a_1, a_2, \dots, a_t\}$  とは、Fig. 4 に示したように、その行動によって状態空間内の  $x_t$  に対する確率分布  $p(x_t)$  が単峰の、しかも、なるべく鋭い (すなわち、小さな広がりである) 分布となるように選ばれた系列である．

Fig. 5 に、このような行動の系列の選択とそれによる状態のセンシングの一般的なループを示す．時刻  $t$  におけるあるセンシングの行動  $a_t$  によって観測  $o_t$  を得る．観測  $o_t$  は、温度や流量などの計測値そのものである場合もあるし、または、例えば信号や画像のパターンを処理して抽出した特徴量などにあたる場合もある．

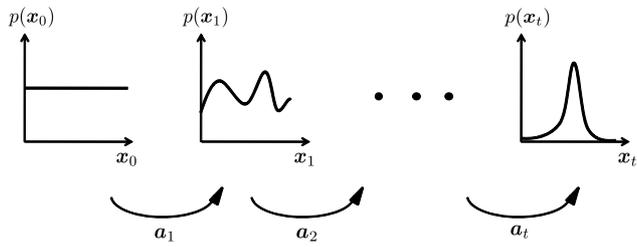


Fig. 4: センサのパラメータやセンシング行動の適切な選択により，センシングにおける不確定さやあいまいさを減少する． $x_t$  は時刻  $t$  における計測対象の状態， $a_t$  は時刻  $t$  での「センシングのための行動」を表す

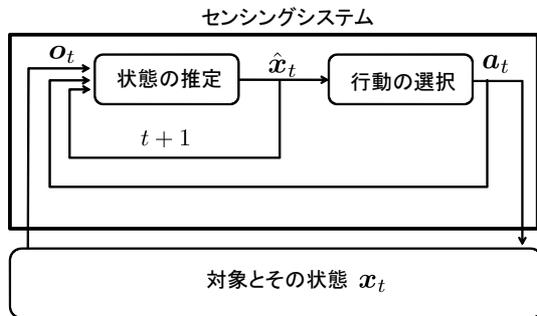


Fig. 5: 対象の状態推定とセンシング行動の選択の一般的なループ

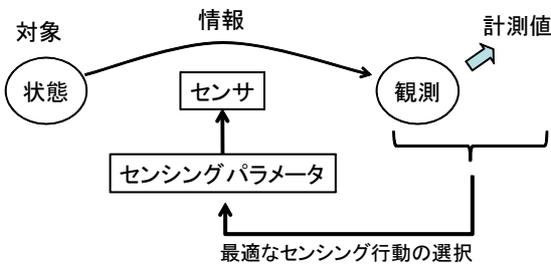


Fig. 6: 能動センシングのモデル

そして，その  $o_t$  をもとに状態  $x_t$  の推定  $\hat{x}_t$  を得る．ただし「状態  $x_t$  の推定  $\hat{x}_t$  を得る」とは，実際には状態  $x_t$  のとりうる値に関する確率分布  $p(x_t)$  を得て，さらに，この確率分布をもとに最も尤もらしい推定値  $\hat{x}_t$  を得るという意味である．この  $\hat{x}_t$  (または， $p(x_t)$ ) に基づいて，次の時刻での望ましいセンシング行動  $a_{t+1}$  が選択され，また，その結果として，新しい観測  $o_{t+1}$  を得る．このループを繰り返すことで，Fig. 4 に示したセンシングが達成される．

このように，観測結果に応じて，望ましいセンシングのための行動を，時々刻々，想起し，その行動によって効率的なセンシングを行うことを，能動センシング (active sensing) と呼ぶ．Fig. 6 にこのような能動センシングのモデルを示す．これは，前節で示したセンシング

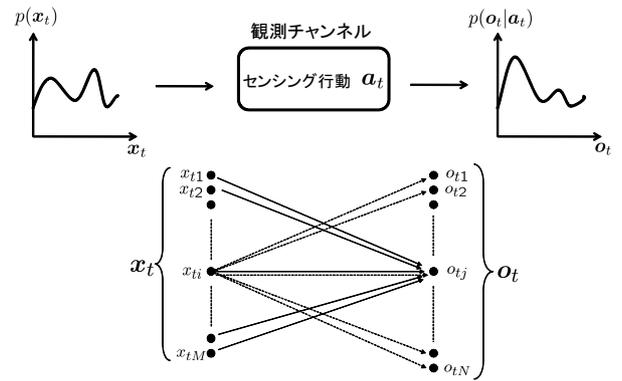


Fig. 7: 対象の状態  $x_t$  と観測  $o_t$  を入出力として結ぶチャンネルモデルと，センシングにおける情報の流れ．状態の各値  $x_{ti}$  と観測の各値  $o_{tj}$  との連結によって，状態の確率分布が観測の確率分布へ変換されると考えている．

を「状態」から「観測」への情報の伝達と考える情報獲得としてのセンシングの基本モデルである．

### 3. 相互情報エントロピーに基づく能動センシング行動

#### 3.1 センシング行動のモデル

前節で提起した能動センシングのモデルを具体化したチャンネルモデルを，Fig. 7 に示す．ここでも，センシングにおいては対象の状態  $x_t$  が「観測チャンネル」を通して観測者へ伝達されることを示している．観測チャンネルの反対側で，観測  $o_t$  を得る．

ただし，この場合も「観測」はやはりある「信念」を得ることにあたると考えている．すなわち，観測値についても，我々はその確率分布を得る．これは，一般的には，観測チャンネルにおけるノイズの分布とみなせ，図に示すように，センシング行動  $a_t$  という条件付きの確率分布  $p(o_t|a_t)$  を得たことにあたる．

観測から対象の状態を推定するセンシングシステムは，まず，直前の時刻  $t-1$  までのセンサによる観測データ  $o_0, o_1, \dots, o_{t-1}$  をもとに，時刻  $t$  で対象がどのような状態をとるであろうかを，条件付確率分布  $p(x_t|o_{t-1}, \dots, o_0)$  という形で推定する．この条件付確率分布は，先に述べたように，「過去の観測  $o_0, \dots, o_{t-1}$  に基づけば，時刻  $t$  に対象は特定のある状態  $x_t$  をとる (とっている)」という信念 (belief) の度合いを，確率分布の形で表している．Fig. 7 では， $p(x_t)$  は実際には過去の観測に依存して， $p(x_t|o_{t-1}, \dots, o_0)$  であるが，過去の観測との依存関係は省いてある．

さて，われわれは，時刻  $t$  では，この  $p(x_t|o_{t-1}, \dots, o_0)$  に基づいて観測計画を立て，最適なセンシング行動  $a_t$  を選択する．その結果，時刻  $t$  での具体的な観測値  $o_t$  を得る．

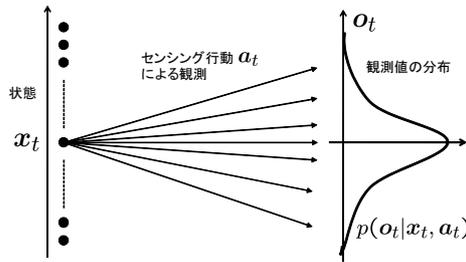


Fig. 8: チャンネルノイズのモデル

このときに、どのような観測値を得るかは、その時の対象の状態  $x_t$  とセンシング行動  $a_t$  とによって、やはり確率的に表現される。

情報理論に基づく定式化では、センシング行動  $a_t$  をとると、真の状態  $x_t$  に基づいた情報が観測チャンネルを通じて送られて来て、観測  $o_t$  を得ると考える。状態  $x_t$  をチャンネルを通して観測して  $o_t$  が得られる確率、すなわち、状態  $x_t$  という条件の下での観測  $o_t$  の起こり得る条件付確率は、 $p(o_t|x_t, a_t)$  と表現される。

ここで、 $p(o_t|x_t, a_t)$  は、また、チャンネルにおけるノイズの混入をモデル化するものでもある。すなわち、Fig. 8 に示すように、ある一つの真の状態  $x_t$  に対しては、本来はある一つの観測  $o_t$  が得られるはずのところを、ある範囲にある確率で広がりを持った観測値が得られるということを表しているからである。

一般には、 $p(o_t|x_t, a_t)$  は、平均が状態  $x_t$  によって決まり、分散が選択された行動  $a_t$ 、または、状態  $x_t$  と行動  $a_t$  の両方によって決まるガウス分布としてモデル化できる。

### 3.2 センシングの評価としての情報エントロピー

以上では、時刻  $t$  での対象の状態  $x_t$ 、センシングの行動  $a_t$ 、観測  $o_t$  との関係性を定式化した。一方、望ましいセンシングとは、Fig. 4 に示したように、確率分布  $p(x_t)$  で表わされる対象の状態  $x_t$  に関する不確かさとあいまいさを減少させるものである。すなわち、確率分布  $p(x_t)$  を、単峰の、しかも、なるべく鋭い(すなわち、広がり小さな)分布として得ることである。

ここでは、「望ましいセンシング行動」というものを、一般にセンシングの「良さ」として考えられている「観測ノイズが小さい」という評価で考えているのではないことに、注意をしておきたい。

上記のような確率分布の「良さ」を測る量が、情報エントロピー(以下では、単にエントロピーと記す)である。状態  $x_t$  のとり得る値の集合を  $X_t$  と表すと、そのエントロピーは、

$$H(X_t) = - \int_{x_t \in X_t} p(x_t) \log p(x_t) dx_t \quad (1)$$

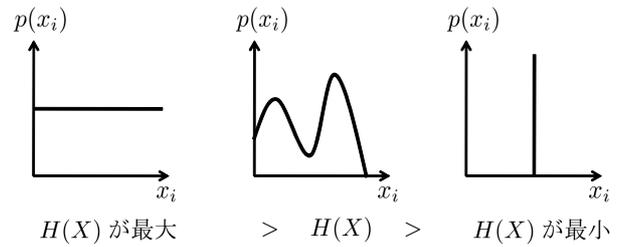


Fig. 9: 情報エントロピー  $H(X)$  は、その情報源からどのような情報もたらされるかが全くわからないとき、つまり、どの生起確率も等しいときに最大、逆に、ある一つの事象しか生じないときに最小、生起確率に偏りがある時は、その偏りの程度に応じて、その中間の値をとる。

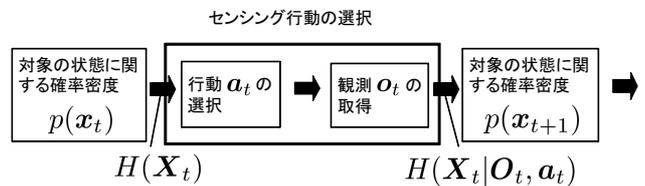


Fig. 10: 能動センシングのステップ。より良いセンシング行動は、エントロピーをどれだけ改善できるか、すなわち、 $H(X_t)$  と  $H(X_t|O_t, a_t)$  の差をどれだけ大きくできるかで評価できる。

で定義され、Fig. 9 に示すように、確率分布  $p(x_t)$  で表わされる状態に不確かさとあいまいさが全く無いときに0、状態について全く分からずにどのような状態も等しく起こりうる時と解釈できるときに最大となる。

さて、ここで、あるセンシング行動  $a_t$  によって観測  $o_t$  を得るとすると、この推定  $p(x_t)$  が  $p(x_t|o_t, a_t)$  に改良できるものとしよう。ここで、この改良の程度、すなわち、より良い推定は、上記のエントロピーで評価できる。すなわち、エントロピー  $H(X)$  をどれだけ減少できるかで、そのセンシング行動の良さを評価する。

観測  $o_t$  は  $a_t$  に依存しており、さらに、Fig. 8 に示したように独自のばらつきも持つ。観測  $o_t$  のとり得る値の集合を  $O_t$  とすると、この  $o_t$  の確率的な分布も考慮して、観測後の条件付きエントロピーは、

$$H(X_t|O_t, a_t) = \int_{x_t \in X_t} \int_{o_t \in O_t} p(x_t, o_t, a_t) \log p(x_t|o_t, a_t) dx_t do_t \quad (2)$$

で与えられる。この間のセンシングのステップとエントロピーの変化を Fig. 10 に示す。

すると、より良いセンシング行動は、 $H(X_t)$  と  $H(X_t|O_t, a_t)$  の差をどれだけ大きくできるかで評価できる。この差、

$$I(X_t; O_t|a_t) = H(X_t) - H(X_t|O_t, a_t) \quad (3)$$

は、相互エントロピーと呼ばれ、状態  $x_t$  から観測  $o_t$  へ情報が伝搬するときに、チャンネルで付加された歪味の

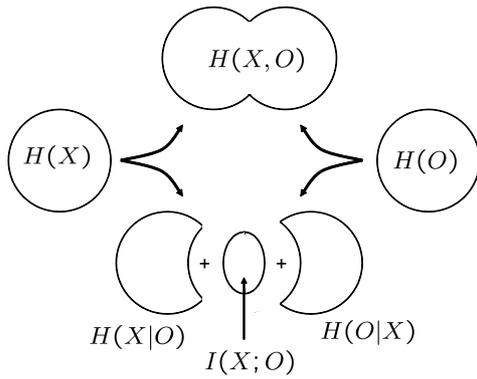


Fig. 11: 相互エントロピー  $I(X_i; O_i)$  の各エントロピー  $H(X_i), H(O_i)$  に対する量的な関係

情報量ともみなすことができ、情報の不確かさをどれだけ減少させることが出来たかを示す量として、まさにこのセンシング行動の良さの評価に他ならない。

したがって、最適なセンシング行動は、対象の状態  $x_t \in X_t$  と観測  $o_t \in O_t$  との間の相互情報量を最大にするセンシング行動

$$a_t^* = \operatorname{argmax}_{a_t} I(X_t; O_t | a_t) \tag{4}$$

を選ぶことで得られる。

ただし、実際に式 (3) によって相互情報量を得るには無理がある。この式の後半の  $H(X_t | O_t, a_t)$  を (2) によって得るためには、確率分布  $p(x_t | o_t, a_t)$  が必要であるが、ここでのセンシングのモデルでは、実際には得ることができない。というか、この確率分布が得られるのであれば、それはもっと直接的にセンシングができていことを意味するからである。

しかし、相互情報量には、都合の良い性質がある。Fig. 11 に示すように、上記 (3) は、

$$\begin{aligned} I(X_t; O_t | a_t) &= H(X_t) - H(X_t | O_t, a_t) \\ &= H(O_t) - H(O_t | X_t, a_t) \end{aligned} \tag{5}$$

という置き換えができ、さらに、 $H(O_t | X_t, a_t)$  は、まさに、Fig. 8 に示したチャンネルノイズのエントロピーそのものにあたる。すなわち、ここで必要なものは、センシングにおけるチャンネルノイズのモデルであるが、これも、前節で述べたように、多くの場合はガウス分布を用いて妥当なモデル化ができる。

このようなノイズを統計的なモデルで表現するアプローチで問題になるのは、(4) を最大化するためには (5) に含まれるいろいろな確率分布関数を適切に選ぶ必要があるということである。一般には、上記のガウス分布の導入のようにパラメトリックな関数として確率分布関数を表現し、サンプルデータによる学習によってそのパラメータ値を同定する。ただし、これも、 $x$  と  $a$  の次元が高いときは学習する必要のある組み合わせの数が非

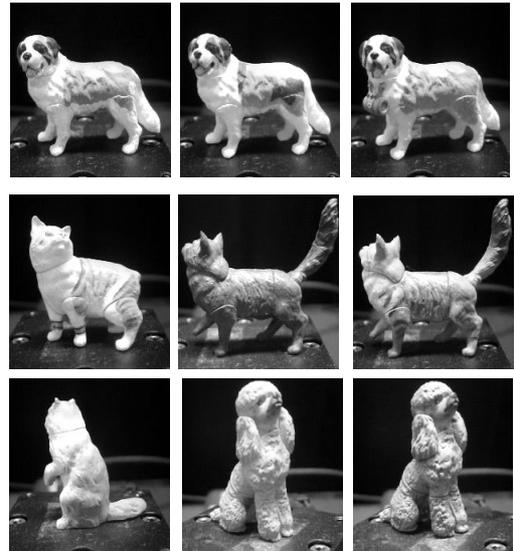


Fig. 12: 実験で用いた 9 個の対象物体  $x_1, \dots, x_9$ 。背中の模様、首にさげた樽の有無などの細かい部分のみが異なる物体が含まれている。

常に大きくなり、困難な問題となる。

一方、統計的なアプローチの一つの利点は、いくつかの関連ある量についての統計的な性質が分かっているならば、おおよその分布を想定することで、少なくとも、とんでもない推定をする機会を小さくすることができ、悲劇的な結果にはならないことである。

## 4. 物体認識のためのカメラパラメータ選択

### 4.1 画像データベース照合による物体認識

以上の議論の具体的な適用例を示す。

ここでの例では、物体をカメラでとらえ、画像データベースと照合することによる物体認識を行う [1, 3]。そのときの画像特徴の選択とカメラパラメータの最適な選択を上記の枠組みの中で決定しようというものである。

認識対象の物体を、Fig. 12 に示す。対象は、ほんの一部分を除いて全く同じ外見 (特徴) をもつ物体であり、そのわずかな物体間の違いをうまく見分けることができる視点を選んで、効率的に認識することができるかを検証するための実験である [3]。

Fig. 13 に示すように、カメラの正面にターンテーブルに乗った物体がある。センシング対象の状態  $x$  は、物体の番号 (物体は何か) とその姿勢 (カメラからの距離と回転角) である。センシング行動  $a$  が表すものは、観測のために設定するパラメータよりなるベクトルで、その要素は、カメラの焦点距離 (ズーム) と物体の乗るターンテーブルの回転角である (Fig. 14)。観測  $o$  は画像であり、その各画素における濃淡値からなるベクトルとして表す。つまり、 $n$  画素をもつ画像  $o$  は  $n$  次元のベクト

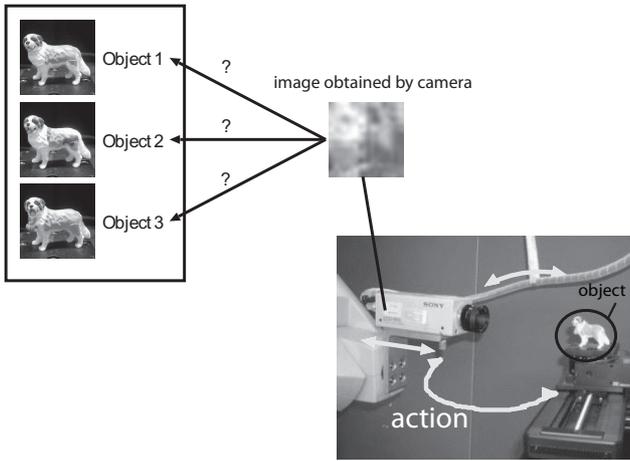


Fig. 13: 能動的な物体認識のためのセンシング行動．最適なカメラのズームと回転テーブルの回転角を選択する．

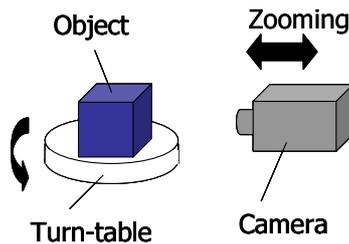


Fig. 14: 実験におけるセンシング行動の種類

ルである．

この設定で，テーブルに乗っている物体が何であるかとその姿勢を，カメラのズームとテーブルの回転角を選びつつなるべく早く（少ない観測で）認識する．具体的には，物体もその姿勢もわからない認識対象に対し，カメラの視点選択（行動）を行った上で最初の画像を得る．この画像をデータベースより求めたモデルと照合することで，認識対象がどの物体であるかを次節に示す手順で認識する．最終的に，特定の物体であるという確率が十分に高くなるまで，行動して認識することを繰り返す．

#### 4.2 物体認識に用いる画像データベース

あらかじめ，認識のためにデータベースを作成する．物体が何であるかとカメラに対してその物体がどのような向きを向いているか（姿勢）を設定して，カメラにより画像を得た．このようにして得た画像を Fig. 15 に示すようにそのときの物体と回転やズーム等の姿勢とでラベル付けし，画像データベースを構築した．前掲の9種類の物体について，それぞれ，ズームが6段階，回転が12段階で，その組み合わせで全72種類の行動により画像を得た．その際に，全72のそれぞれの視点につき照明などの条件を変えて画像5枚以上を得て，それらをガウス分布にあてはめることで  $p(o|x,a)$  や  $p(o|a)$  を予

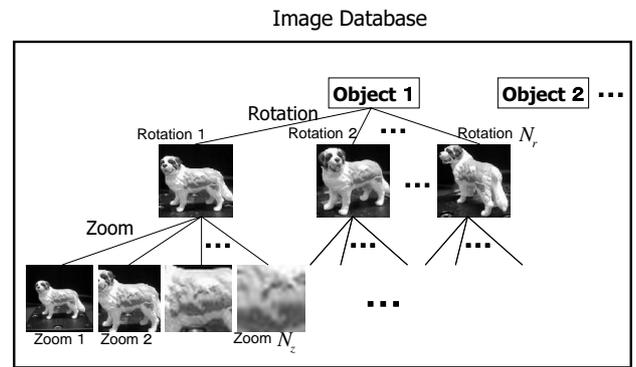


Fig. 15: データベースの例．各画像について，どの物体に対してどのような姿勢（回転とズーム）で得たものかをラベル付けしておく．

め得ておく．

そして，画像から，あらかじめ学習した9つの物体の画像データベースのうちどの物体であるか，もしくはデータベースには存在しない物体であるかを決定する．

画素数と同じ数の膨大な次元を持つ画像データの出現確率を表すためには，その学習に膨大な枚数の画像を要する．その場合は，主成分分析などによる次元圧縮が有効である．詳細は省くが，本実験では，固有空間法による次元圧縮を行った [4,5]．固有空間法を使うことで，少ない枚数の画像で出現確率を表現することが可能となり，また，ノイズをガウス分布としてモデル化することができる．

#### 4.3 認識結果の逐次的な更新

能動的にカメラを動かすことにより次々に画像を得る．すると，Fig. 16 に一例を示すように認識結果も次々に更新される．いま，画像  $o_t$  を  $t$  ステップ目として得たとする．このとき，画像がどの物体のものであるかの確率  $p(x_t|o_t, a_t)$  は次式で求まる．

$$p(x_t|o_t, a_t) = \frac{p(o_t|x_t, a_t) p(x_t|a_t)}{p(o_t|a_t)} \tag{6}$$

ここで， $p(x_t|a_t)$  は，行動  $a_t$  をとったときに物体が  $x_t$  であると判定される確率である． $t-1$  ステップ目までの観測で物体が  $x_t$  であると判定された確率  $p(x_t|o_{t-1}, a_{t-1})$  を利用して，

$$p(x_t|a_t) = p(x_t|o_{t-1}, a_{t-1}) \tag{7}$$

と仮定する．つまり，前のステップの事後確率を現在のステップの事前確率と仮定している．

続いて，この確率分布をもとに，(4)により，次ステップでの最適なセンシング行動，すなわち，対象の回転角とカメラのズームを選択し，次の画像を得る．そして，物体の認識ができるまで，このステップを繰り返す．ここで，物体を認識するということは，(6)式で得られる

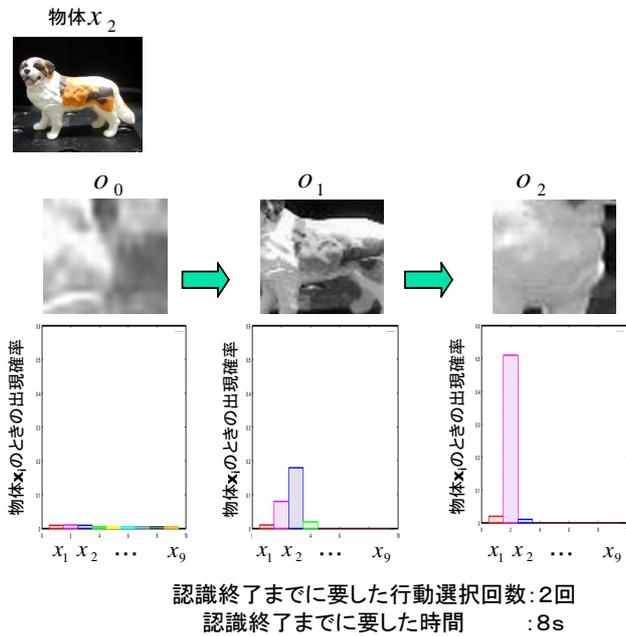


Fig. 16: 行動選択を伴う物体認識．次々に行動選択をして画像を得ることで物体の推定結果も次々と更新される．物体を認識するというは、ある物体である確率だけが十分に高くなる状態にすることである

確率がある特定の1つの物体に対してのみ高くなることである．

#### 4.4 物体認識の実験の設定と結果

この実験の目的は、非常に似通った外見をもつ物体がデータベースに存在する場合に、そのわずかな物体間の違いをうまく見分けることができる視点を選んで、効率的に認識することができるかを検証することである．

実験の具体的な手順は、まず、1ステップ目で用いる画像を任意のセンシング行動により得る．得られた画像を用いて、(6)式からどの物体であるかの確率を求める．続いて、上記のように、センシング行動の選択と観測を繰り返していく．

ある特定の物体に対する画像の出現確率が0.4以上、かつその物体である確率が0.9以上である場合は認識を終了する．そうでない場合は次の行動を選択し、画像を取得し、判定を繰り返す．

提案手法を用いた実験の他に、ランダムに行動選択をした実験も行った．これは提案した手法を評価するためである．実験では、ある任意の視点から画像を得、認識を開始し、認識が終了するまでに要した行動選択の回数および選択した行動に要する時間を計り、その際に認識が正確であったかを確認した．試行回数は各物体に対して10回ずつ合計90回である．

Fig. 17は行動選択に提案手法を用いたときとランダムに行動選択を行ったときのすべての試行について認識

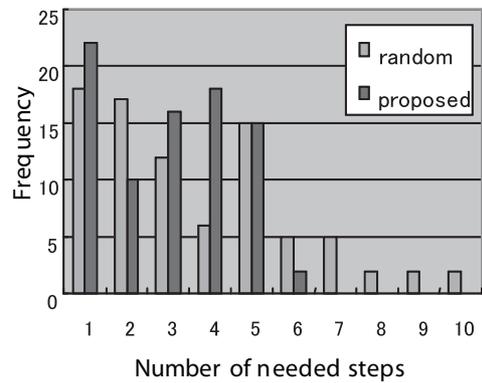


Fig. 17: 認識終了までに要した行動選択の回数

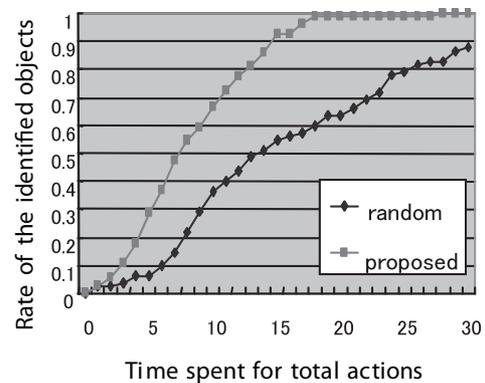


Fig. 18: 認識終了までに要した行動選択の回数

終了までに要した行動選択回数を示している．提案手法の場合はランダムの場合と比べると、要した行動選択回数が全体的に少ないことが分かる．また、提案手法は多くても6回で認識を終えている．

次に、Fig. 18は行動選択をランダムに行った場合と提案手法を用いた場合に認識終了までに行動選択に要した時間を示している．提案手法はランダムの場合に比べて短い行動時間であり、提案手法がほぼすべての試行で認識が終了したときに要した時間では、ランダムの場合では全試行の6割程度しか認識を終えていなかった．

#### 5. まとめ

本稿では、「センシング = 情報を得る行為」とし、計測行為の良さを対象の状態に関する情報エントロピーの減少量（相互情報量）で評価する手法を提案し、センシング情報学の理論体系を構築した．ここでの考え方は、センシングを対象から観測への情報の流れと捉えるところにある．その上で、この情報の流れをスムーズにするセンシング行為という観点で、能動センシングの情報学の確立を試みた．

しかしながら、この考え方には、では、最終的に得た

観測から状態について何を言うべきか、つまり、観測情報から何をセンシング結果とするのかについての視点がまだ未完成である。これは、統計的推定の解釈の問題でもある。最尤推定値を求めているのか、ベイジアン立場で計測値の意味付けをするのかなど、議論すべき問題が残っている。その意味で、本稿は、モノのセンシングからコトとしてのセンシングへの転換を示し、統一的な能動センシングへの道筋を提案したものである。

さらに、もう一つの課題として、本稿では「最適なセンシング行動」を相互エントロピーを最大にするものと定義したが、センシングのコストについては考慮していないということがある。たとえこの定義の意味で最適な行動であっても、その行動へ移行するために多大な時間を要したり、装置上の困難さがあつたりして、戦略として成り立たない場合はいくらでもあり得る。実際に応用するためには、センシング行動の最適性について、より広い検討が必要である。

#### 参考文献

- [1] K. Deguchi and H. Ohtsu: An Information Theoretic Approach for Active and Effective Object Recognitions, ICPR2006, Tue-P-II-2, Hong Kong, 2006.

- [2] S. Dutta Roy, S. Chaudhury, and S. Banerjee: Active recognition through next view planning: a survey, Pattern Recognition, Vol.37, pp. 429-446, 2004.
- [3] L. Paletta and A. Pinz: Active object recognition by view integration and reinforcement learning, Robotics and Autonomous Systems, Vol.31, pp. 71-86, 2000.
- [4] H. Borotschnig, L. Paletta, M. Prantl, and A. Pinz: Active Object Recognition in Parametric Eigenspace, Proceedings of the British Machine Vision Conference, Vol.2, pp. 629-638, 1998.
- [5] 村瀬洋: 固有空間法による画像認識, コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望, 新技術コミュニケーションズ, 14 章, pp. 206-218, 1998.

---

#### 出口 光一郎



1976年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。1998年東北大学情報科学研究科教授、現在に至る。画像計測、ロボットビジョン、などの研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、IEEE、情報処理学会、電子情報通信学会、形の科学会の会員。横幹連合理事

---