

## ガウス領域切り出しの動的探索について

荒井 敏      井門 俊      高松 亮      佐藤 誠

東京工業大学 精密工学研究所  
横浜市緑区長津田町 4259

人間の視覚系は、切り出し対象について事前に知識がなく、対象に関する性質が解らないような場合においても何らかの有意な切り出しを行うことができる。コンピュータに人間の視覚系に近い機能を持たせようとした場合、このような事前情報を用いない切り出しアプローチが不可欠となる。本研究では、対象の性質に関する事前情報を仮定しない切り出し手法の実現を目指し、ガウス領域切り出しという新しい切り出し手法を提案する。はじめにガウス領域切り出しの定式化を行い、さらに実際に切り出しを行う際に必要となる局所探索および動的探索のためのパラメータ決定アルゴリズムを構築した。実画像を用いた切り出し実験によって本手法の有効性を検証した。

## Dynamic Search for Gaussian Segmentation

Satoshi ARAI      Shun IDO      Ryo TAKAMATSU      Makoto SATO

Precision and Intelligence Laboratory, Tokyo Institute of Technology  
4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama, 227, Japan

In this paper, a new method for extracting regions called *Gaussian Segmentation* is proposed. The basic idea of which is to extract regions containing locally concentrated stimuli. The visual system of human being can extract an object from the image even if no prior information about the object is available. In this research, Gaussian Segmentation is formalized as a problem to minimize an estimating function locally. And we provide two kinds of method, *Local Searching* and *Dynamic searching*, to seek a local solution of the estimating function in parameter space. Finally, the availability of this method is shown by experiments using a functional image and a real image.

## 1 はじめに

近年のコンピュータの急速な発達に伴って、これに人間の様々な処理を行わせる研究が盛んである。その中でも、人間と同じように画像を認識させる試みは、人間とコンピュータの接点を形作る上で、不可欠なものである [1][2][3]。

画像の認識を行うには、それと並行して領域の切り出し処理も行う必要がある。認識の終了は切り出しの完了を意味し、切り出しが終るとは認識もほぼ成し遂げられたことを意味する。例えば、人の顔を切り出すには対象が人の顔であるか否かを認識しなければならないし、着目している対象が顔であることが認識できればそれを顔として切り出すこともできる。つまり、切り出し処理は認識のための単なる前処理ではなく、認識処理と同等の重要性を持つものである。

現在用いられている切り出し手法は、その多くが工学的な応用を主な目的としている。この様な切り出しでは、対象が何であるかは判らないが、ともかく切り出しを行わねばならない場合と、対象が特定されており、対象の性質に関する情報を利用できる場合の2つがある。このうち後者については非常に様々な研究がなされているが、前者に対してはほとんど何もなされていない。

しかし、コンピュータに人間の視覚系に近い機能を持たせようとした場合、対象についての性質が常に利用できるとは限らないため、前者のアプローチが不可欠である。この場合の切り出しは、認識の対象となる刺激が、どの位置に、どのような広がりで存在するのかを求めることが目的である。あるいはこの動作は“切り出し”ではなく、“対象の発見”と言っても良い。これは、認識過程の最も初期段階で必要となる、“対象の存在を認識する”機構に繋がるものである。

本研究では、従来の切り出し手法に欠けていた、このような人間の視覚情報処理に近い切り出し処理の構築を目指す。そして、ガウス領域切り出しという新しい切り出し手法を提案する。

尚、本研究では画像に対して予め必要なだけの前処理が施されたものを入力刺激とし、前処理をどのように行うかについては特に考えない。

## 2 ガウス領域切り出し

### 2.1 切り出しの基本原則

切り出し対象に関する知識が事前に与えられていないような場合に、画像から領域を切り出すことを考える。

従来の手法のほとんどは、対象の何等かの性質を仮定するため、この状況に対応することは困難である。一般に対象の性質は、切り出しや認識がかなりの段階まで進んだ後でなければ判明しないからである。

対象に関する特定の性質が利用できないとすれば、対象について何らかの性質を仮定し、それに基づいて切り出しを行うしかない。しかし、あまり特殊な仮定を行えば一般性が失われることになる。本手法が用いる唯一の仮定は、「切り出し対象は刺激が局部的に集中している領域である」というものである。これは、対象について仮定する性質のうち、最も緩いものの一つと考えられる。

ではどのようにすれば、局部的に集中していることが判るのだろうか。波形が局在するような代表的な2次元波形として、ガウス関数が挙げられる。そこで、刺激とガウス関数との類似度(適合度)を考えれば、この類似度が相対的に大きくなるような領域には刺激が集中していることが判る。

即ち、本研究が指向している切り出しとは、刺激画像中で刺激が局部的に集中する(ガウス関数状に分布している)部分を切り出すものであり、適合度についての局所的な最適化問題である、と言うことができる。このような切り出し手法をガウス領域切り出し(Gaussian Segmentation)と呼ぶことにする。ガウス領域切り出しで切り出される画像上の領域がガウス領域である。

ガウス関数は、中心の位置を  $\mathbf{r}$ 、その広がりを  $\tau T$  として次の式で記述される。

$$g(\mathbf{x} - \mathbf{r}, \tau T) = \frac{1}{4\pi\tau} \exp \left\{ -\frac{1}{4\tau} (\mathbf{x} - \mathbf{r})^t T^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{r}) \right\}$$

$$\mathbf{r} = \begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix} \quad T = \begin{pmatrix} \tau_x & \tau_c \\ \tau_c & \tau_y \end{pmatrix}$$

ただし、 $|T| = \tau_x \tau_y - \tau_c^2 = 1$  とする(図1)。

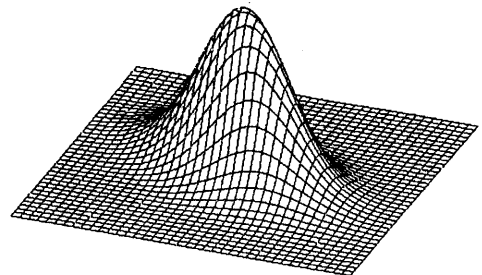


図1: ガウス関数

## 2.2 最適化基準

入力刺激  $f(x)$  が与えられた場合、入力刺激とガウス関数との適合度を、次のように 2 乗差の積分形で定式化する。

$$J = \iint \{f(x) - Ag(x - r, \tau T)\}^2 dx \quad (1)$$

$J$  の値が小さい程適合度が高いことを表す。前節で述べたガウス領域切り出しは、この適合度の評価式  $J$  を極小化するという、最適化問題として定式化することができる。

ここで、 $A$  はガウス関数の振幅を表すパラメータである。別の言い方をすれば、切り出した刺激の強度を表すパラメータである。同じ広がりで強度が異なる刺激があった場合、 $A$  がその違いを吸収し、他のパラメータは影響を受けない。

ガウス領域切り出しでは、評価式 (1) を極小化するような 7 つのパラメータの組  $(A, r, \tau, T)$  を用いて切り出しを行う。即ち、 $J$  を極小化したときの  $r$  が切り出し領域の中心位置に、 $\tau T$  が切り出し領域の広がりそれぞれに対応する。このようなパラメータの組は、一般に 1 つの刺激画像に対し複数存在する (図 2)。

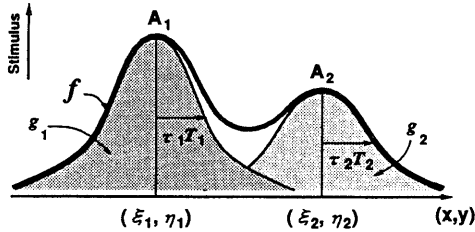


図 2: 刺激  $f$  とガウス関数との適合

## 2.3 最適化条件

ガウス領域切り出しの適合度の評価式  $J$  を  $|T|=1$  の制約条件のもとで極小化するために、パラメータ  $(A, r, \tau, T)$  の満たすべき必要条件を求める。 $J$  の各パラメータ方向の微分係数は 0 でなければならないから、

$$\frac{\partial J}{\partial A} = \frac{\partial J}{\partial \xi} = \frac{\partial J}{\partial \eta} = \frac{\partial J}{\partial r} = \frac{\partial J}{\partial \tau_x} = \frac{\partial J}{\partial \tau_y} = \frac{\partial J}{\partial \tau_c} = 0$$

より次の 7 つの式を得る。

$$A = 8\pi\tau f(r, \tau T) \quad (2)$$

$$f_{\xi\xi}(r, \tau T) = 0 \quad (3)$$

$$f_{\eta}(r, \tau T) = 0 \quad (4)$$

$$f(r, \tau T) + 2\tau f_{\tau}(r, \tau T) = 0 \quad (5)$$

$$f_{\xi\xi}(r, \tau T) + \tau_y \sqrt{|H_f|} = 0 \quad (6)$$

$$f_{\eta\eta}(r, \tau T) + \tau_x \sqrt{|H_f|} = 0 \quad (7)$$

$$f_{\xi\eta}(r, \tau T) - \tau_c \sqrt{|H_f|} = 0 \quad (8)$$

ただし、 $H_f$  は、関数  $f$  の Hessian 行列である。即ち

$$H_f = \begin{pmatrix} f_{\xi\xi} & f_{\xi\eta} \\ f_{\xi\eta} & f_{\eta\eta} \end{pmatrix}$$

ここで  $f(r, \tau T)$  は入力刺激  $f(x)$  に広がり  $\tau T$  のガウス関数を畳み込んでぼかしたものの、即ち

$$f(r, \tau T) = \iint f(x)g(x - r, \tau T)dx$$

を表す。 $f(r, \tau T)$  は、 $f(r)$  の尺度空間フィルタリングに相当している [4][5]。

## 3 ガウス領域の局所探索法

2.2節で述べたように、ガウス領域切り出しでは評価式  $J$  を極小化するような 7 つのパラメータの組を用いて切り出し候補を表現する。

切り出しパラメータは、ガウス関数の振幅  $A$ 、切り出し領域の位置  $r$ 、大きさ  $\tau$ 、広がり  $T$  を 1 組として、 $(A, r, \tau, T)$  のように表される。したがって、 $J$  を極小化するように  $(A, r, \tau, T)$  を決定することは、7 次元パラメータ空間  $R^7$  上での制約条件付き探索問題になる。

そこで、パラメータ空間内を局所的に探索することによって、任意の初期値から  $J$  を極小化するパラメータの組  $(A, r, \tau, T)$  を求める手法が必要である (図 3)。

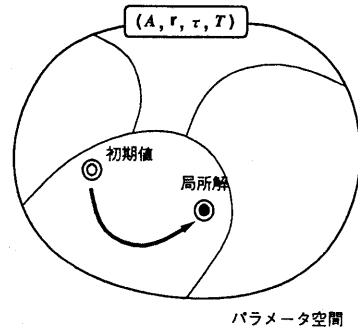


図 3: 局所探索

このような局所探索の方法としては、着目点近接における評価関数値の勾配に基づく勾配法が考えられる。一般の最適化手法として、さらに評価関数を着目点近傍において2次曲面で近似して、極小点の位置を推定するニュートン法などがより効率のよい探索手法として用いられる[6].

本研究では、効率のよいガウス領域の局所探索を行うため、ニュートン法と同様に、評価関数の2次までの微分係数に基づいた局所探索アルゴリズムを以下のように提案する。

切り出しの最適化条件である式(3), (4)は、切り出し位置がガウス関数を畳み込んだ画像上の刺激値の停留点に一致することを意味している。更に評価式  $J$  の極小化が目的であることを考えると、刺激値の極大点のみに着目すれば十分である。ところが、ニュートン法のように2次曲面近似に基づいて極点を推定する手法では、極大点でなく極小点に向かってしまう場合があり、この場合は意図した結果が得られない。そこで本研究では、ガウス関数ではかした刺激画像において、着目点近傍をガウス関数で近似することにより効率良く刺激値の極大点を探索する手法を考案する。

ガウス関数ではかした刺激画像  $f(r, \tau T)$  の着目点  $r$  近傍をガウス関数で近似した場合、そのガウス関数の中心位置  $r_0$  は次の式によって推定できる(付録).

$$r_0 = r + 2\tau T \frac{\nabla f(r, \tau T)}{f(r, \tau T)} \quad (9)$$

この推定された  $r_0$  を次の着目点とすれば、効率良く刺激値の極大点に辿り着くことができる。

切り出しパラメータは、式(9)および必要条件(5)~(8)から、次のようにして実際に求めることができる。

## 0. 初期値の設定

初期パラメータ  $r^{(0)}, \tau^{(0)}, \tau T^{(0)}, A^{(0)}$  を与える。

$i \leftarrow 0$  とする。

## 1. 偏微分係数の算出

現在のパラメータ  $r^{(i)}, \tau T^{(i)}$  を用いて入力画像とガウス関数の内積、および入力画像とガウス関数の偏導関数との内積より、 $f(r^{(i)}, \tau^{(i)} T^{(i)})$  の2次までの偏微分係数  $f^{(i)}, f_{\xi}^{(i)}, f_{\eta}^{(i)}, f_{\xi\xi}^{(i)}, f_{\xi\eta}^{(i)}$  および  $f_{\eta\eta}^{(i)}$  を求める。これより、 $f^{(i)}$  の勾配  $\nabla f^{(i)}$  および Hessian 行列  $H_f^{(i)}$  を得る。

## 2. 切り出しパラメータの更新

式(9), (5)~(8)を用いて、次のように各パラメータを更新する。

$$r^{(i+1)} \leftarrow r^{(i)} + 2\tau^{(i)} T^{(i)} \frac{\nabla f^{(i)}}{f^{(i)}} \quad (10)$$

$$\tau^{(i+1)} \leftarrow -\frac{f^{(i)}}{2f_{\tau}^{(i)}} \quad (11)$$

$$T^{(i+1)} \leftarrow -\sqrt{|H_{f^{(i)}}|} H_{f^{(i)}}^{-1} \quad (12)$$

$$A^{(i+1)} \leftarrow 8\pi\tau^{(i)} f^{(i)} \quad (13)$$

## 3. 反復

$i \leftarrow i + 1$  とする。

1へ戻り、 $J$  が収束するまで1から2を繰り返す。

## 4. ガウス領域の動的探索法

パラメータ空間上での局所的探索では、ある初期パラメータを与えるとそれに対応して適合度の評価式  $J$  を極小化するパラメータの組が1つ得られる。つまり、初期パラメータと切り出し領域は写像関係にあり、どの刺激が切り出されるかは初期パラメータに依存する。

一方、入力刺激中には切り出し候補となる領域が一般に多数存在する。そこで、これらの候補を連続的に切り出すことのできる手法が必要である。

方法としては、 $J$  を極小化するようなあるパラメータの組を初期値として、 $J$  を極小化する別なパラメータの組を探索するアルゴリズムを用意し、これを連続して適用することが考えられる(図4)。このような探索手法を動的探索と呼ぶことにする。

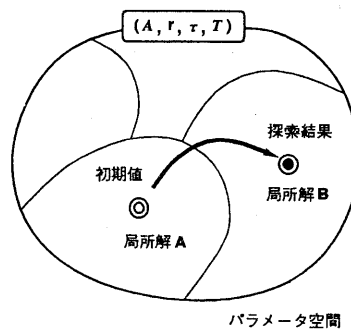


図4: 動的探索

このとき、パラメータ空間上を無秩序に探索するのではなく、探索範囲を狭められるように戦略を持って探索することが望ましい。このような戦略として次のようなものを考える(図5)。

- 上位構造の探索 — 現在の切り出し領域を含むような、より大きな刺激の塊を探索する。
- 下位構造の探索 — 現在の切り出し領域の内部に含まれる、より小さな刺激を探索する。
- 隣接構造の探索 — 現在の切り出し位置に隣接し、並置された刺激を探索する。

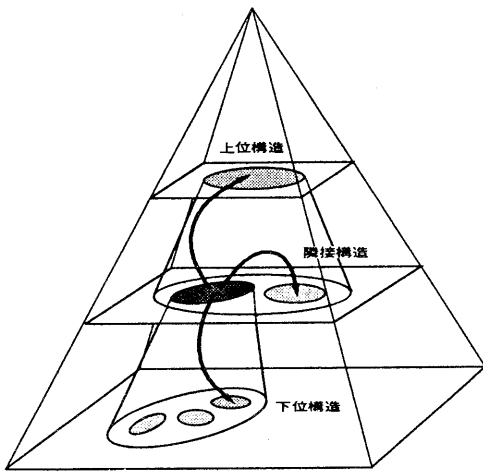


図5: 動的探索の3つの戦略

これら3つの戦略を適当に選択し、連続して用いることによって入力刺激中の様々な刺激の塊を連続的に切り出すのが動的探索の考え方である。

この考え方に基づいた探索のアルゴリズムを、各戦略毎に示す。

#### 上位構造の探索

上位構造の探索では、一旦  $J$  を ( $\tau$  についての制限付きで) 極大化させ、2つの極小点の間の“垣根”を乗り越えさせた後、局所探索に移行するという考え方に基づいて探索を行う(図6)。具体的には、まず  $\tau$  を  $\tau_0 < \tau_1 < \tau_2 < \dots$  のように強制的に増加させる。次に各  $\tau_i$  において  $J$  を  $\tau$  についての制限付きで極小化する。このときの極小値を  $J^*(\tau_i)$  とすれば、 $J^*(\tau_i)$  が極大となるとき、パラメータ空間上で  $J$  の鞍点に到達したことになる。従ってここ

を起点として3節で述べた局所探索を行えば、初めの局所解とは異なった局所解に到達できる。

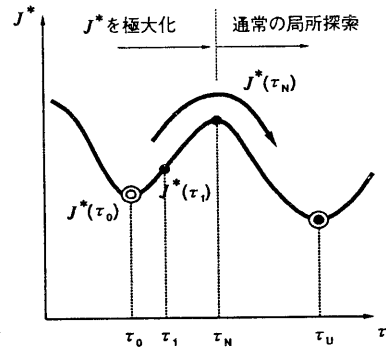


図6: 上位構造の探索

#### 下位構造の探索

$\tau$  を増加させるのではなく減少させることを除き、上位構造を探索する場合と同じである。

#### 隣接構造の探索

$J$  が最も急激に増加すると見込まれる方向に位置パラメータを変更する。これは  $\alpha$  を適当な定数として

$$\tau_{i+1} = \tau_i + \alpha \frac{\partial J}{\partial \tau}$$

のようにすれば良い。その位置で  $\tau$  を固定したまま  $J$  を  $\tau$  についての制限付きで極小化する。このときの極小値を  $J^*(\tau_i)$  とする。ここで再び  $J$  が最も急激に増加する方向に  $\tau$  を更新し、 $J$  を制限付きで極小化する。このように、 $\tau_i$  を更新しながら  $J^*(\tau_i)$  を求めることを繰り返せば、 $J^*(\tau_i)$  が極大となるときパラメータ空間上で  $J$  の鞍点に到達したことになる。ここを起点として3節で述べた局所探索を行えば、初めの局所解とは異なった局所解に到達できる。

## 5 ガウス領域の切り出し実験

提案した探索アルゴリズムの有効性を確かめるため、モデル画像(二つのガウス関数の和)と、実画像(室内人物の切り出し)に対するシミュレーション実験を行った。

はじめに、3節のアルゴリズムに基づいた局所探索アルゴリズムの実験結果を図7に示す。確実に局所探索が行われていることが判る。次に4節で述べた動的探索アル

ゴリズムをモデル画像の領域切り出しに適用した。実験では、動的探索の3つの戦略を

- (a) 上位構造の探索
- (b) 下位構造の探索
- (c) 隣接構造の探索

の三種類の探索を順次適用した。実験結果を図8に示す。二つの刺激の塊を含む領域、右の刺激の塊および左の刺激の塊が順次切り出せていることが判る。次に実画像の例として、図9に示す3人の人物を含む室内画像に対する領域切り出しの実験を行った。まず、肌色成分を抽出するような一般的な色フィルター処理を施し、人物の肌色成分に刺激の塊が出来るような入力刺激画像を求め(図10)、この画像パターンに対して提案した切り出し領域の探索アルゴリズムを適用した。その実験結果を図11に示す。図11-(a), (b), (c)にそれぞれ上位構造の探索、下位構造の探索、および隣接構造の探索の結果を示す。三人の人物の顔領域に関する様々な切り出し領域が順次に得られていることが判る。以上のように、モデル画像および実画像による実験により、提案した探索アルゴリズムの有効性を確認できた。

## 6 おわりに

本研究では、ガウス領域切り出しという新しい切り出し手法を提案した。ガウス領域切り出しは刺激が局所的に集中する領域を切り出す、という考え方に基づいている。そのため、切り出し対象に対する知識が与えられないような場合にも適用でき、従来の切り出し手法とは発想を異にするものである。

実際に切り出しパラメータを決定するアルゴリズムとして、パラメータ空間上を局所的に探索する手法(局所探索)と、ある切り出しパラメータを初期値として別な切り出しパラメータを連続的に探索する手法(動的探索)を提案した。

ガウス領域切り出しの探索問題は、パラメータ空間  $(A, r, \tau, T)$  上の多峰性評価関数の局所最適解を順次に求める問題としてとらえることができる。本研究では、画像パターンのもつ2次元表現空間上の階層的構造を考慮して、上位探索、下位探索、および隣接探索の三種類の探索アルゴリズムを導入した。これらの探索アルゴリズムを、いずれもパラメータ空間上の制限条件付局所最適化アルゴリズムとして構成することができた。

本研究における実験では、動的な探索を行う際の三つの探索戦略(上位探索、下位探索、および隣接探索)の選択は人間が指示を与えていたが、これをどのように選ぶか、

あるいは選ばせるかは大きな問題であり、解決しなければならぬ今後の課題の一つである。

また、実験では実画像に肌色抽出フィルターをかけたものを刺激画像としているが、ガウス領域切り出しを実画像に適用するためには、前処理についての検討も必要である。

## 参考文献

- [1] D. Marr: "Vision", W. H. Freedman (1982).: (邦訳) 乾敏郎, 安藤広志訳: "ビジョン", 産業図書 (1987).
- [2] 森健一監修: "パターン認識", 電子情報通信学会 (1988).
- [3] 小川英光編著: "パターン認識・理解の新たな展開", 電子情報通信学会 (1994).
- [4] 佐藤誠: "認識と理解のためのパターン認識", 電子情報通信学会誌 Vol.71 No.11 pp1225-1230 (1988).
- [5] A. P. Witkin: "Scale space filtering", Proc. of 8th International Joint on Artificial Intelligence, pp.1091-1022, Karlsruhe (1983).
- [6] 今野浩, 山下浩: "非線形計画法", 日科技連出版社 (1978).

## 付録

ガウス関数ではかした刺激画像  $f(r, \tau T)$  を着目点近傍においてガウス関数で近似し、そのガウス関数の中心を推定することを考える。

着目点を  $r$ , ガウス関数の中心を  $r_0$  とすれば、振幅を表す定数  $A$  を用いて

$$\begin{aligned} f(r, \tau T) &= Ag(r - r_0, \tau T) \\ &= \frac{A}{4\pi\tau} \exp\left\{-\frac{1}{4\tau}(r - r_0)^t T^{-1}(r - r_0)\right\} \end{aligned}$$

と書ける。両辺の対数を取ると、

$$\log f(r, \tau T) = \log \frac{A}{4\pi\tau} - \frac{1}{4\tau}(r - r_0)^t T^{-1}(r - r_0)$$

更に両辺を  $r$  で微分すると、

$$\frac{\partial}{\partial r} \log f(r, \tau T) = -\frac{1}{2\tau} T^{-1}(r - r_0)$$

これを変形して

$$\frac{\nabla f(r, \tau T)}{f(r, \tau T)} = -\frac{1}{2\tau} T^{-1}(r - r_0)$$

$$r_0 = r + 2\tau T \frac{\nabla f(r, \tau T)}{f(r, \tau T)} \quad (9)$$

を得る。

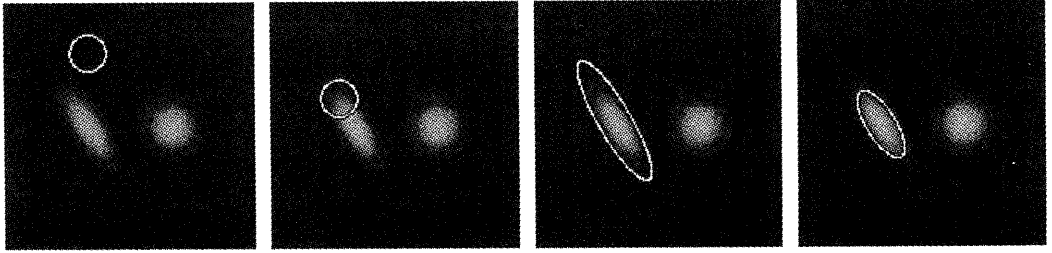
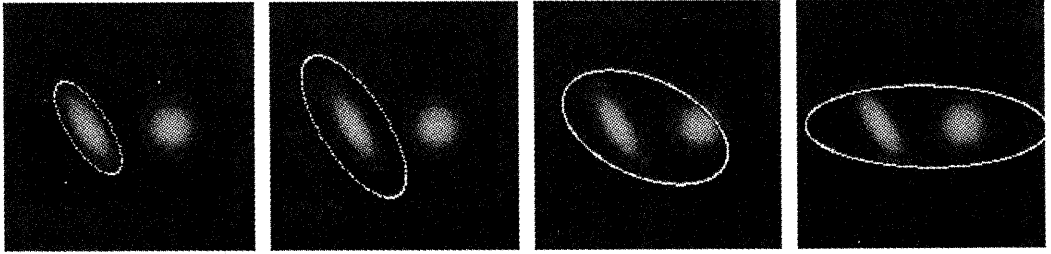
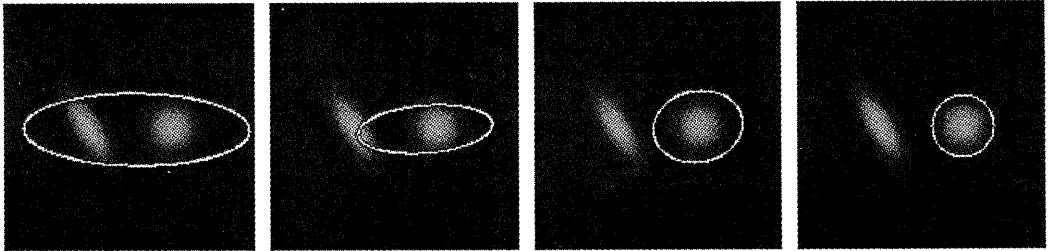


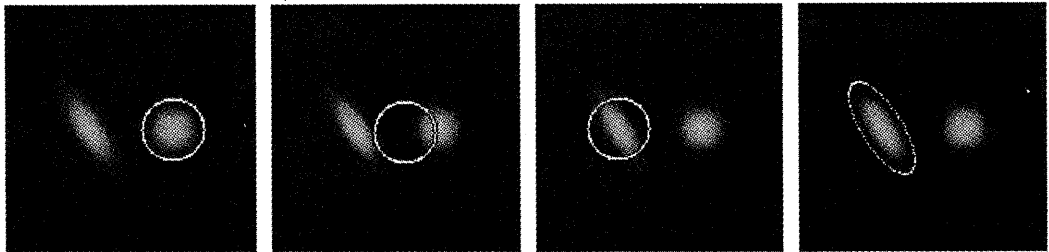
図 7: 切り出し領域の局所探索 (モデル画像)



(a) 上位構造の探索 (モデル画像)



(b) 下位構造の探索 (モデル画像)



(c) 隣接構造の探索 (モデル画像)

図 8: 切り出し領域の動的探索 (モデル画像)



図 9: 実画像 (室内人物画像)

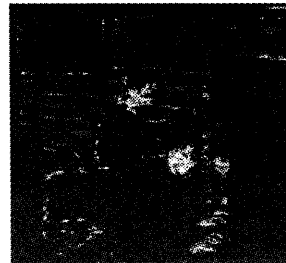
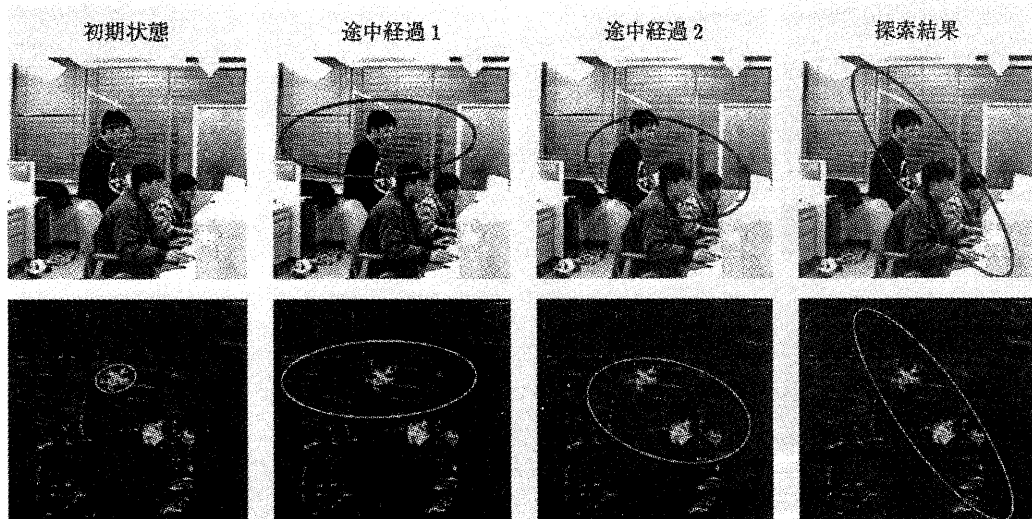
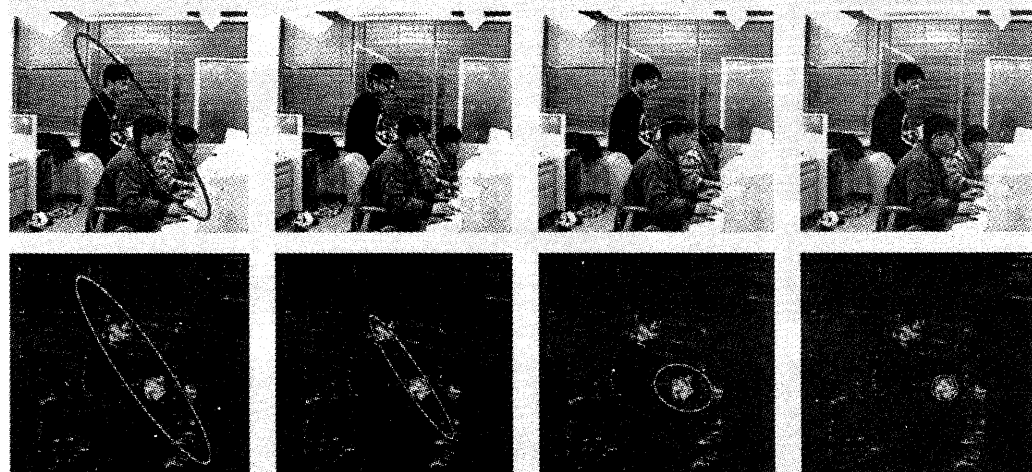


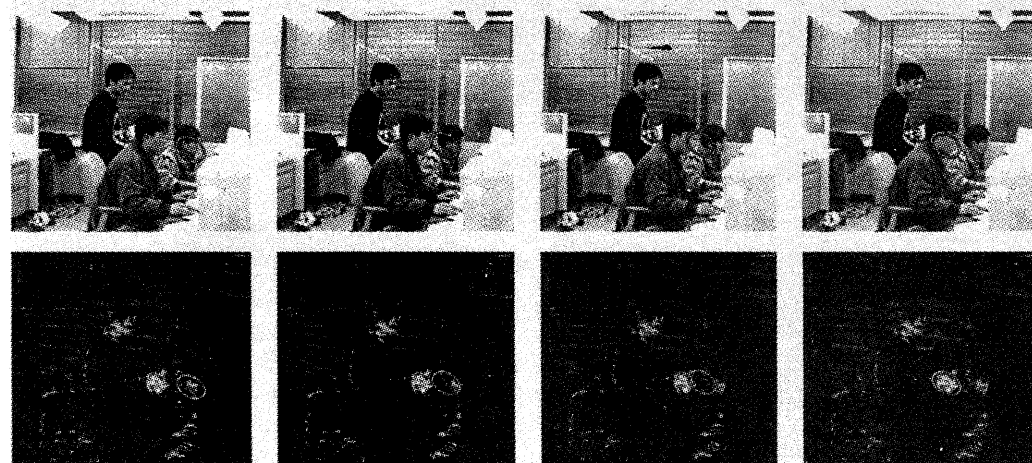
図 10: 入力刺激画像



(a) 上位構造の探索 (実画像)



(b) 下位構造の探索 (実画像)



(c) 隣接構造の探索 (実画像)

図 11: 切り出し領域の動的探索 (実画像)