

# 注意に基づき動的に形成されるマルコフ確率場での知覚体制化

## Visual Attention and Perceptual Organization on Dynamically-formed Markov Random Fields

渥美雅保

Masayasu Atsumi

創価大学工学部情報システム工学科

Dept. of Information Systems Sci., Faculty of Eng., Soka University

This paper proposes a new computational model of visual attention and perceptual organization in which parallel preattentive points on a saliency map are organized into sequential selective attended segments through figure-ground segmentation on dynamically-formed Markov random fields. Selective attention to segments is controlled based on their saliency, closedness and attention bias. Attended segments are maintained in a visual working memory and perceptually organized by their adjacency. Experiments were conducted by using images of plural categories in an image database and showed that selective attention was turned to objects of specified categories and that part segments of each object or salient context of objects were perceptually organized.

### 1. はじめに

視覚注意とセグメンテーションは物体認識に不可欠な知覚過程である。視覚注意は空間に基づく注意と物体に基づく注意の2つの様式で捉えられるが、空間に基づく注意がセグメンテーションを促進し、セグメンテーションされた物体に基づき注意が喚起されるという点において、注意とセグメンテーションは相互作用する過程である [Mozer 05]。また、注意過程は前注意過程と焦点注意過程の2つの段階に区別できる [Neisser 67]。前注意過程では、視野全体から局所的な特徴が並列的に検出され、焦点注意過程では、これら局所の特徴が注意を向けた場所ごとに逐次・継時的に統合されてセグメントが知覚体制化され物体認識処理に渡される。一方、セグメンテーション、特に図地分離には境界所有割当てとそれに続く面充填過程が大きく関与しそれらは注意に先立って遂行され注意を誘導することがわかってきている [Craft 07, Komatsu 06]。

本論文では、これらの知見を背景に構築した注意とセグメンテーションの新しい計算モデルについて述べる。本モデルでは、顕著性マップ上での空間的な並列前注意を物体に基づく逐次選択的注意に図地セグメンテーションを介して統合させる。ここで、図地セグメンテーションは前注意点の周りに動的に形成されるマルコフ確率場で遂行される。具体的には、本モデルは次のような特徴を持つ。第1に、顕著性マップ上での並列前注意に基づく境界所有割当てと動的に形成されるマルコフ確率場での合併を伴う面充填による多重の図地セグメンテーション、第2に、セグメントの注意度のその顕著性、閉領域性、及び注意バイアスに基づく計算と、視覚作業記憶上での競合に基づくセグメントへの選択的注意、第3に、能動的なセグメント記憶と受動的なセグメント記憶からなる2レベルの視覚作業記憶の維持、そして、第4に、注意が向けられている能動的なセグメントの集まり内での知覚体制化作用である。本研究では、本モデルの注意とセグメンテーションの性質を、画像データベースの実世界画像を用いた実験により評価した。

以下、2章でモデルの概要、3章で注意とセグメンテーション方法の詳細、4章で実験結果について述べて、5章で本論のまとめを述べる。

### 2. モデルの概要

注意とセグメンテーションのモデルは、画像の特徴空間上で計算される前注意のための顕著性マップ、図地セグメンテーションのための動的に形成されるマルコフ確率場の集まり、図セグメントの集合を維持する視覚作業記憶、及びセグメントの選択的注意の機構から構成される。画像の特徴量としては、明度・彩度・色相、それらのコントラストと方位成分が、前注意、及び図地セグメンテーションのために求められる [Atsumi 07]。明度コントラスト、彩度コントラスト、色相コントラストは、明度、彩度、色相をそれぞれ LoG(Laplacian of a Gaussian) フィルタを用いて畳み込むことにより計算される。ただし、色相の値  $[0, 2\pi)$  はそのカテゴリを表しているため、各点の周囲の点との相対色相値を求めて畳み込みを行う。明度方位成分  $O_I$ 、彩度方位成分  $O_S$ 、色相方位成分  $O_H$  は、明度、彩度、色相をそれぞれ  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  のガボールフィルタを用いて畳み込むことにより、これら4つの方位に関して計算され、各点の方位成分はそれらの最大値として求められる。ただし、色相方位成分に関しては各点の周囲の点との相対色相値を求めて畳み込みを行う。

顕著性マップは、明度コントラスト、彩度コントラスト、色相コントラスト、及び方位成分から計算される [Atsumi 07]。明度コントラストは、オン中心-オフ周辺型反応とオフ中心-オン周辺型反応に対応する2つの次元により構成される。彩度コントラストも同様に、オン中心-オフ周辺型反応とオフ中心-オン周辺型反応に対応する2次元で構成される。色相コントラストは、赤、黄、緑、シアン、青、マゼンタの6つの代表色相に対応する6次元で、方位成分は、4方位に対応する4次元で構成される。各特徴に関する顕著性は、その特徴を構成する次元間で希少性基準と呼ぶ基準に従い競合的に計算される。希少性基準は、同一特徴の異なる次元の領域が画像内にあるとき、より少なく現れる次元の領域がより目立つことを保証する基準である。顕著性  $S(p)$  は、各点  $p$  の明度コントラスト顕著性  $S_{IC}(p)$ 、彩度コントラスト顕著性  $S_{SC}(p)$ 、色相コントラスト顕著性  $S_{HC}(p)$ 、方位顕著性  $S_{OR}(p)$  から、重み  $w_i (i = IC, SC, HC, OR, \text{ここで } w_{IC} + w_{SC} + w_{HC} + w_{OR} = 1)$  を用いて次のように計

算される．

$$S(p) = \sum_{i=IC,SC,HC,OR} (w_i \times S_i(p)) \quad (1)$$

前注意は顕著性マップ上で顕著性の大きさに基づいて確率的に複数の点を選択する．そして、それら前注意点の周りに原始的な知覚対象 [Rensink 00] を生成する．本研究では、これをプロトセグメントと呼ぶ．プロトセグメントとしては、ある大きさを上限に前注意点との明度と色相に関する類似点の集まりが選択される．前注意過程は境界所有割当を引き起こす．LoGフィルタによるオン中心-オフ周辺型とオフ中心-オン周辺型のコントラストに基づく顕著性は境界の両側に顕著な点を生成する．一般に、この顕著性は境界が凸領域を形成するとき、凸領域の内側、即ち図領域において大きくなる．これにより、境界の両側のいずれかに前注意が向けられ、かつより高い確率で図領域に対して境界所有割当が起こる．図地セグメンテーションは、プロトセグメントの周りに明度と色相のマルコフ確率場を動的に形成して図地ラベリングにより面充填を行うことにより遂行される．複数のセグメントが合併条件を満たす場合はそれらセグメントは合併される．

セグメントの注意度は、セグメントの顕著性、閉領域性、及び注意バイアスに基づき計算される．ここで、注意バイアスとは、顔らしい領域への注意性向のような制約をいう．セグメントは視覚作業記憶に維持される．視覚作業記憶のセグメントのうちある数のセグメントがそれらの注意度に基づき確率的に焦点注意の対象となる．そして、その中で注意度の大きいセグメントに選択的注意が向けられる．焦点注意の対象となるセグメントはリハーサルされる能動的な記憶であり、それ以外は受動的な記憶で受動的記憶は視覚キャッシュ [Logie 95] に相当するものである．受動的な記憶はある一定時間経過すると視覚作業記憶から消失する．

以上、注意とセグメンテーションは概ね次のステップを繰り返すことにより遂行される．

- Step 1 顕著性マップまたは視覚作業記憶から注意度に基づき確率的に前注意点またはセグメントを選択する．前注意点に対してはプロトセグメントを求める．
- Step 2 プロトセグメントまたはセグメントの周囲に一定のマージンでマルコフ確率場を拡大し図地ラベリングを行うことをある一定回数、またはセグメントが収束するまで繰り返す．また、視覚作業記憶内の受動的記憶セグメントに関しても同様に図地ラベリングを拡大する．複数のセグメントが合併条件を満たす場合は、それらセグメントを合併する．
- Step 3 セグメントの注意度を計算し、視覚作業記憶を更新する．ここで、Step 1 で選択されたプロトセグメントまたはセグメントを Step 2 で合併を伴って展開したセグメントの集まりが能動的記憶セグメント集合を構成する．
- Step 4 能動的記憶セグメント集合から注意度の大きいセグメントを選択的注意セグメントとして選択する．
- Step 5 視覚作業記憶において、選択的注意セグメントとそれに隣接する能動的記憶セグメントのペアを記憶する．

知覚体制化は、選択的注意が向けられたセグメントとそれと同時に知覚される能動的記憶セグメントとの間の群化により生ずる．本モデルでは、近接、特に隣接という最も簡単な要因のみを扱うが、他の要因による群化に拡張することも可能である．これにより、1つの物体を構成する複数のセグメントの体制化やある物体セグメントとそのコンテキストとの体制化が達成される．

### 3. 注意とセグメンテーション

#### 3.1 動的 MRF 形成による図地セグメンテーション

図地セグメンテーションでは、プロトセグメントまたはセグメントの周りに設定されたマルコフ確率場での図地ラベリングをその定義域を拡大しながら繰り返し遂行し、セグメントを段階的に展開する．図地ラベリングには、定義域の各点の明度と色相の2次元の特徴量データが用いられ、それら点に図ラベルか地ラベルを割り当てる．今、観測される特徴量データを  $\vec{z} = (b, h)$  とする．ここで、 $b$  は明度、 $h$  は色相である．また、セグメントラベルを  $L = \{1, -1\}$  で表し、図ラベルを "1"、地ラベルを "-1" とする．セグメンテーションの定義域を  $R$  で表す． $R$  上のセグメントラベルを実現値に持つ確率変数の集合を  $S = \{S_r\}_{r \in R}$ 、そのとりうる値の集合を  $s = \{s_r\}_{r \in R}$  ( $s_r \in L$ ) とする． $S$  がマルコフ確率場であるとすれば、 $S$  の結合確率分布はギブス分布により

$$P(S = s) \equiv p(s) = \frac{\exp(-U(s))}{W} \quad (2)$$

で与えられる．ここで、 $W = \sum_s \exp(-U(s))$  は正規化定数、 $U(s) = \sum_{r \in R} U(s_r)$  はエネルギー関数で、 $U(s_r)$  は

$$U(s_r) = \sum_{r' \in N_r} V(s_r, s_{r'}) = -\frac{\beta_0}{8} \sum_{r' \in N_r} (s_r \times s_{r'}) \quad (3)$$

で与えられる．ただし、 $V$  はポテンシャル関数、 $N_r$  は8近傍、 $\beta_0$  はインタラクション係数である．このエネルギー関数は、一様な面を図・地としてセグメンテーションするのに寄与する．

実際のセグメンテーションでは、観測特徴量  $z = \{\vec{z}_r\}_{r \in R}$  が与えられて、

$$p(s|z) \sim p(z|s)p(s) = \frac{\exp(-\sum_r (-\log p(\vec{z}_r|s_r) + U(s_r)))}{W} \quad (4)$$

を最大にするセグメントラベル  $s = \{s_r\}_{r \in R}$  を推定する．式(4)の  $p(\vec{z}_r|s_r)$  は、セグメントラベルに対する特徴量の分布を表し、多変量ガウス分布で与えられるとする．ところで、 $z$  が与えられた元でも  $S$  はマルコフ確率場となるから、 $p(s|z)$  もギブス分布に従う．従って、観測特徴量が与えられたもとのエネルギー関数は、一般には、

$$U(s|z) = \sum_r U(s_r|\vec{z}_r) = \sum_r (-\log p(\vec{z}_r|s_r) + U(s_r)) \quad (5)$$

で与えられる．

明度と色相の観測特徴量  $z = \{\vec{z}_r\}_{r \in R}$  が与えられて、セグメントラベル  $s = \{s_r\}_{r \in R}$  と関連パラメータ  $\Phi$  を推定する問題は、一般に、EM手続きのもとで次のように解かれる．まず、Eステップでは、Q関数

$$\begin{aligned} Q(\Phi|\Phi^{(n)}) &= E[\log p(z, s|\Phi)|z, \Phi^{(n)}] \\ &= \sum_s [\log p(z|s, \Phi)p(s|\Phi)]p(s|z, \Phi^{(n)}) \end{aligned} \quad (6)$$

を計算する．次に、Mステップでは、Q関数を最大化する  $\Phi^{(n+1)}$  を求める．このEMステップを、ある初期パラメータ  $\Phi^{(0)}$  からはじめてある収束条件が満たされるまで繰り返す．ここで、パラメータ  $\Phi = (\Phi_z, \Phi_s)$  は、特徴量の分布  $p(z|s, \Phi_z)$  を定めるパラメータ  $\Phi_z$  とセグメントの分布  $p(s|\Phi_s)$  を定めるパラ

メータ  $\Phi_s$  からなる．具体的には， $\Phi_z$  は特徴量の多変量ガウス分布の平均と分散であり， $\Phi_s$  はギブス分布のインタラクション係数  $\beta_0$  である．ただし，本研究では，インタラクション係数は前もって設定するためパラメータは  $\Phi_z$  のみである．

Q 関数の計算には平均場近似を用いる [Zhang 92]．平均場近似では，近傍のセグメントラベルの期待値  $\{\langle s_r' \rangle\}_{r' \in N_r}$  を用いて， $\langle s_r \rangle$  の計算における近傍  $s_{r'} (r' \in N_r)$  の影響は  $\langle s_{r'} \rangle (r' \in N_r)$  の影響で近似されるという仮定の下で，各点  $r \in R$  のエネルギーを計算する．平均場近似を用いた平均場局所エネルギー関数は次のように定義される．

$$U_z^{mf}(s_r) = \sum_{r' \in N_r} V(s_r, \langle s_{r'} \rangle) = -\frac{\beta_0}{8} \sum_{r' \in N_r} (s_r \times \langle s_{r'} \rangle) \quad (7)$$

また，観測特徴量データ  $z = \{\vec{z}_r\}_{r \in R}$  が与えられたもとの平均場局所エネルギー関数は，

$$U_z^{mf}(s_r | \vec{z}_r, \Phi_z^{(n)}) = -\log p(\vec{z}_r | s_r, \Phi_z^{(n)}) + U_z^{mf}(s_r) \quad (8)$$

と定義される．これより，セグメントラベルの期待値は，

$$\langle s_r | \vec{z}_r \rangle = \frac{\sum_{s_r} s_r \exp(-U_z^{mf}(s_r | \vec{z}_r, \Phi_z^{(n)}))}{\tilde{W}_r^{mf}} \quad (9)$$

と求められる．ただし， $\tilde{W}_r^{mf}$  は正規化定数である．

E ステップでは，定義域内のすべての点についてセグメントラベルの期待値  $\langle s_r | \vec{z}_r \rangle$  をそれらが収束するまで繰り返し計算する．通常，収束に要する繰り返し数は，高々2, 3回である．セグメントラベルは  $\langle s_r | \vec{z}_r \rangle > 0$  のとき "1"，それ以外のとき "−1" と推定される．M ステップでは，図と地の特徴量の分布を定める多変量ガウス分布の平均と分散を求める．

セグメントの合併は，セグメント  $f^0$  と  $f'$  が空間的な重なりを持ち，かつ明度と色相に関するマハラノビス汎距離がある閾値以下の場合になされる． $f^0$  と  $f'$  との明度と色相に関するマハラノビス汎距離  $D_{bh}(f^0, f')$  は次のように求められる．

$$D_{bh}(f^0, f') = \sqrt{D_b^2(f^0, f') + D_h^2(f^0, f')} \quad (10)$$

$$D_i^2(f^0, f') = \frac{(m_{f^0, i} - m_{f', i})^2}{\frac{n_{f^0}}{n} \sigma_{f^0, i}^2 + \frac{n_{f'}}{n} \sigma_{f', i}^2}, (i = b, h)$$

ここで， $m_{f, b}, m_{f, h}$  は，それぞれセグメント  $f$  の明度，色相の平均， $\sigma_{f, b}, \sigma_{f, h}$  は，それぞれセグメント  $f$  の明度，色相の分散である．また， $n_{f^0}$  と  $n_{f'}$  はセグメント  $f^0$  と  $f'$  の点の数で， $n = n_{f^0} + n_{f'}$  である．

### 3.2 セグメントの注意度に基づく選択的注意

セグメントの注意度は，セグメントの顕著性，閉領域性，及び注意バイアスに基づき計算される．セグメントの顕著性は，セグメントが面としてその周囲から目立っている程度とセグメント内に目立ったスポットが存在する程度により定められる．前者を面注意度，後者をスポット注意度と呼ぶ．面注意度は，セグメントの明度と色相の平均特徴量とその周りの地領域の平均特徴量，即ち図地セグメンテーションによる図セグメントと地セグメントの平均特徴量間の距離により求められる．スポット注意度は，セグメント内の各点の顕著性の最大値により求められる．閉領域性は，画像内でセグメントが閉じているかどうか，即ちセグメントが画像の縁にかかっていないかどうかで判定される．画像の縁にかかる点数がある閾値未満のときセグメントは閉じているとみなす．注意バイアスとは，ある特徴を

持った領域への先験または経験的な注意性向を与える制約で，本モデルでは顔らしい領域への注意バイアスを扱う．顔らしさは，本モデルでは，簡単に，セグメントの色相と縦横比で判定している．このとき，セグメント  $f$  の注意度  $A(f)$  は次のように求められる．

$$A(f) = \delta(f, \gamma) \times (\eta \times G(f) + \kappa \times P(f) + \lambda \times B(f)) \quad (11)$$

ここで， $G(f)$  は面注意度， $P(f)$  はスポット注意度， $B(f)$  は注意バイアスで， $\eta, \kappa, \lambda$  はそれぞれそれらの重み係数である．また， $\delta(f, \gamma)$  は  $f$  が閉領域のとき 1，そうでないとき  $\gamma$  を返す関数で， $\gamma$  はセグメントが閉じていないときの注意減少率である．選択的注意は能動的記憶セグメントのうち注意度の大きいある数のセグメントに向けられる．

## 4. 実験

### 4.1 実験枠組

注意とセグメンテーション，及び知覚体制化の性質を評価するための実験を，Caltech 画像 DB [Griffin 07] の複数のカテゴリの画像を用いて行った．Caltech 画像 DB は，指定カテゴリの物体のみを含む物体画像が多いが，日常の背景の中に指定カテゴリの物体が存在するシーン画像を特に選択して，それらカテゴリの物体に対する選択的注意とセグメンテーション，及び知覚体制化を評価した．図 1(a) に，実験で用いたいくつかのカテゴリの物体を含む画像を示す．実験では，10 個のカテゴリの各々について 2 枚の画像を用いた．実験で用いた主なパラメータは次のとおりである．能動的記憶セグメント数の上限，即ち選択的注意の対象となる視覚作業記憶内のセグメントと新たに前注意から生成されるセグメントの数の上限は 10，選択的注意セグメント数の上限は 3 である．式 (1) の顕著性の重みは  $w_{IC} = 0.4, w_{SC} = 0.1, w_{HC} = 0.25, w_{OR} = 0.25$ ，式 (11) のセグメントの注意度を定めるパラメータは， $\eta = 0.5, \kappa = 0.5, \lambda = 1.0, \gamma = 0.2$  である．セグメント合併のための式 (11) の閾値は 1.0 である．毎ステップの図地ラベリングの繰り返し数の上限は，プロトセグメントに対しては 20，セグメントに対しては 5 である．また，式 (3) のインタラクション係数  $\beta_0$  は 1，EM 手続きの繰返し数の上限は 10 である．

### 4.2 実験結果

図 1(b) に，各カテゴリの物体に関して抽出されたセグメントを示す．“People”，“School-bus”，“Butterfly” 画像の例に見るように物体を構成するセグメントがほぼ正確に抽出されることが確認された．しかし，“Horse” 画像の胴体部分のように類似特徴量のセグメントが連結したり，“Iris” 画像の花のように複数の同一特徴量セグメントがまとまるケースも観測された．注意選択の連続する 15 回の繰り返しにおいて，これらカテゴリ物体のセグメントのいずれかが選択的注意セグメントとして選択された回数は，“People” 画像で 12 回，“School-bus” 画像で 11 回，“Horse” 画像で 14 回，“Iris” 画像で 11 回，“Butterfly” 画像で 9 回であった．実験で用いた全画像に関して，カテゴリ物体のセグメントのいずれかに選択的注意が向けられた回数は注意選択の 15 回の繰り返し中に平均で 11.9 回であった．一方，それ以外のセグメントに選択的注意が向けられた回数は平均で 7.2 回であった．また，“People” 画像での顔への選択的注意の回数は 15 回の繰り返し中に平均 8 回と人物を構成する他のセグメントと比較しても高く，注意バイアスとして導入した顔らしい物体への注意性向の有効性が確認された．選択的注意の性能に関しては，今までにポップアウト実験や注意を引くべく設計された物体への注意実験で評価を行っ

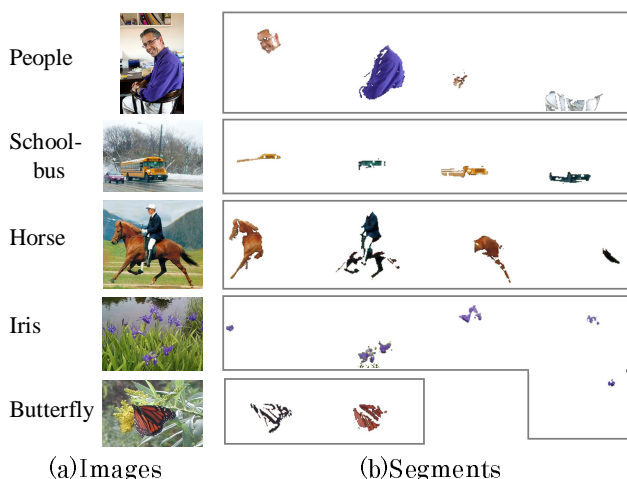


図 1: 画像カテゴリの物体に関して抽出されたセグメント

た [Atsumi 07, Atsumi 08] が、本論では、あるカテゴリの物体を含む画像という観点で人により注意された物体に対して、本モデルが選択的注意を向けることを確認することができた。

図 2 に、図 1 の各カテゴリの物体セグメントに関する知覚体制化の例を示す。本モデルにおいて、知覚体制化は選択的注意セグメントとそれに隣接する能動的記憶セグメントの間で生ずるが、“People” カテゴリ、“School-bus” カテゴリ、“Horse” カテゴリ、“Butterfly” カテゴリの例に見るように、カテゴリ物体を構成するセグメント間に体制化が多く発生した。これらは、物体の全体部分関係、及びその不変性・多態性に係わる物体の構成的知覚に役立つと考えられる。また、“Horse” カテゴリにおける「馬」の部分と「芝」セグメント、“Iris” カテゴリにおける「花」と「茎・葉」セグメント、“Butterfly” カテゴリにおける「蝶」と「花」や「葉」セグメントといった物体とその目立った周囲との間にも体制化が観測された。これらは、ある物体の視覚的な共起コンテキストを与えるものであり、視空間の構成的知覚に役立つと考えられる。セグメントの注意過程にこれらセグメントの構成的知覚に関する知識を組み入れてセグメントの注意度を制御することにより体制化された知覚の生成の促進が可能となる。

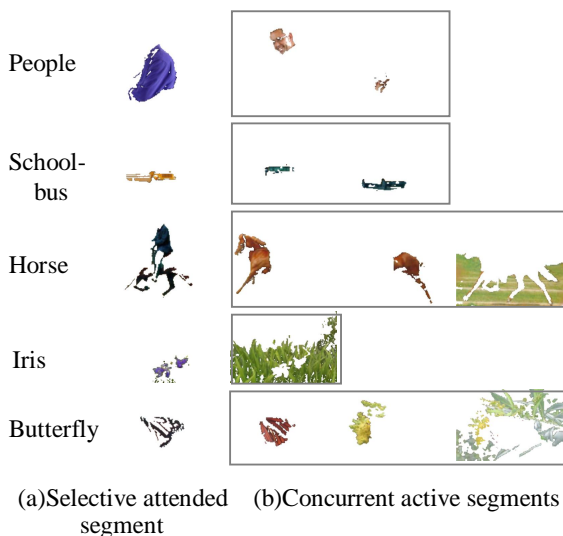


図 2: 知覚体制化

## 5. おわりに

本論文では、顕著性マップ上での並列前注意を物体セグメントに基づく逐次選択的注意に図地セグメンテーションを介して統合させることにより体制化された知覚を生成する注意とセグメンテーションの新しい視覚計算モデルを提案した。本モデルの特徴は、動的に形成されるマルコフ確率場での多重の図地セグメンテーション、顕著性・閉領域性・注意バイアスから計算されるセグメントの注意度に基づく選択的注意の制御、視覚作業記憶での注意が向けられたセグメントの維持とそれらセグメント間の知覚体制化にまとめられる。画像データベースの複数のカテゴリの画像を用いた実験を通じて、指定カテゴリの物体またはそのセグメントに選択的注意が向けられること、注意を向けられた物体を構成するセグメント間またはその周囲のコンテキストとの間に知覚体制化が生ずることを示して、本モデルの有効性を確認した。

今後の課題としては、セグメンテーションに用いる特徴量が明度と色相のみのためにセグメントの抽出がうまくできない領域があるので、セグメンテーションに用いる特徴量を工夫することがあげられる。また、セグメントの注意度を定める注意バイアスの拡張、知覚体制化に用いる要因の拡張、及び注意過程へのセグメント構成に関する体制化された知識の組み込みが重要な課題である。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金(課題番号 18500121)の支援のもとに実施された。

## 参考文献

- [Atsumi 07] Atsumi, M.: Stochastic Attentional Selection and Shift on the Visual Attention Pyramid, Proc. of the 5th International Conference on Computer Vision Systems, CD-ROM, 10p. (2007)
- [Atsumi 08] Atsumi, M.: Attention-based Segmentation on an Image Pyramid Sequence, Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems(10th Int. Conf., ACIVS 2008 Proceedings), LNCS Vol.5259, pp.625-636, Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2008)
- [Craft 07] Craft, E., Schutze, H., Nieber, E. and Von der Heydt, R.: A Neural Model of Figure-Ground Organization, Journal of Neurophysiology, Vol.97 pp.4310-4326 (2007)
- [Griffin 07] Griffin, G., Holub, AD., Perona, P.: The Caltech-256, Caltech Technical Report (2007)
- [Komatsu 06] Komatsu, H.: The Neural Mechanisms of Perceptual Filling-In, Nature Reviews Neuroscience, Vol.7, pp.220-231 (2006)
- [Logie 95] Logie, R. H.: Visuo-spatial Working Memory, Hove,UK: Lawrence Erlbaum Associates Ltd. (1995)
- [Mozer 05] Mozer, M. C. and Vecera, S. P.: Space- and Object-based Attention, in Itti, L., Rees, G. and Tsotsos, J. K.(Eds.) Neurobiology of Attention, pp.130-134, Elsevier Academic Press (2005)
- [Neisser 67] Neisser, U.: Cognitive Psychology, New York: Appleton-Century-Crofts (1967)
- [Rensink 00] Rensink, R. A.: The Dynamic Representation of Scenes, Visual Cognition, No.7, pp.17-42 (2000)
- [Zhang 92] Zhang, J.: The Mean Field Theory in EM Procedures for Markov Random Fields, IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.40, No.10, pp.2570-2583 (1992)