

画像ピラミッド系列上での選択的注意に基づくセグメンテーションとグルーピング

Selective Attention-based Segmentation and Grouping on an Image Pyramid Sequence

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 computational model of dynamics between visual attention and segmentation, in which a sequence of image pyramids of early visual features is computed for a video sequence and a repetition of selective attention and figure-ground segmentation is performed on the sequence for object perception through successive segment development with mergence of concurrent segments. Selective attention is performed on a multi-level saliency map that is called a visual attention pyramid. Segmentation is performed on Markov random fields which are dynamically formed around foci of attention. Segments and their spatial relation are stored in a visual working memory and maintained through the repetitive attention and segmentation process. Dynamics and performance of the model are evaluated for basic functions of the vision system such as visual pop-out, figure-ground reversal and perceptual organization and also for real-world scenes which contain objects designed to attract attention.

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集中注意過程の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、集中注意過程では、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物体のセグメントの抽出、及び体制化による物体知覚がなされる。一方、注意は、顕著性に基づくボトムアップの注意と意志に制御されたトップダウンの注意にも分けて捉えられる。顕著性に基づく注意のモデルとしては、特徴統合理論に基礎を置く顕著性マップモデル [Itti 98] が代表であり、我々も多レベル顕著性マップに基づく視覚注意ピラミッドモデル [Atsumi 08] を構築している。

これら注意の様相の間には次のような関係があると考えられる。前注意過程においては、顕著性に基づき注意点が空間的に選択される。集中注意過程においては、顕著性または意志に誘導されて、それら注意点の周りで物体のセグメンテーションがなされ、それにより物体に基づく注意が誘発されて、セグメンテーションと注意の過程が相互作用し物体知覚の再構成・体制化がなされる。本論文では、このような考え方に立脚して、視覚注意とセグメンテーションのダイナミクスの計算モデルを提案する。本モデルでは、動画の各フレームに対して初期視覚特徴量の画像ピラミッド、及び視覚注意ピラミッドと名づけた多レベル顕著性マップが求められ、視覚注意ピラミッド上での確率的注意点選択と、注意点の周りの視覚特徴量空間で動的に形成されるマルコフ確率場上での図地セグメンテーションを継時的に繰り返しながら、セグメントの展開・合併を遂行し、物体知覚の形成と体制化を実現する。本モデルのダイナミクスと性能は、視覚ポップアウト課題、図地反転課題、知覚体制化課

題、及び注意を引くべく設計された物体を含む実世界シーンに対して、ビデオクリップを用いた実験により評価される。

以下、2章で注意とセグメンテーションのダイナミクスモデルの概要、3章で注意に基づくセグメンテーションの方法、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

視覚注意は、膨大な情報を含む動的シーンから注目すべき物体や事象を含む領域を選択し深い情報処理に渡す役割を果たす。我々は、動画の各フレームに対して計算された視覚注意ピラミッド上で確率的な注意の選択とシフトを実現する計算モデルを構築してきた [Atsumi 08]。本モデルでも同様に、まず、動画の各フレームに対して求められる画像ピラミッドとしてのガウシアン解像度ピラミッド上で、明度・彩度・色相、コントラスト、 0° 、 45° 、 90° 、 135° の4方位成分を、視覚注意、及びセグメンテーションのための初期視覚特徴量として計算する。図1に、画像ピラミッド上の視覚特徴量を例示する。

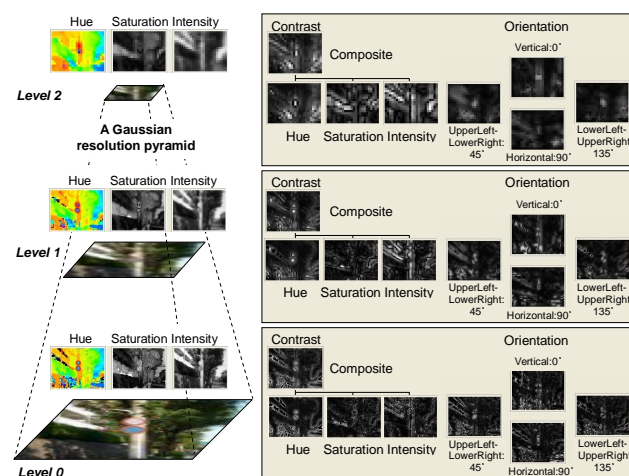


図1: ガウシアン解像度ピラミッド上の視覚特徴量

連絡先: 渥美雅保, 創価大学工学部情報システム工学科, 〒192-8577 八王子市丹木町 1-236, matsumi@t.soka.ac.jp

視覚注意とセグメンテーションのダイナミクスの計算モデルは、この画像ピラミッドの系列上で注意とセグメンテーションを継時的に繰り返し、視覚作業記憶に図セグメントの形態的特徴とそれらの空間的位置関係のある期間保持する。

動画の各フレームに対する視覚注意とセグメンテーションの主な処理は次のとおりである。視覚注意においては、画像ピラミッドの各レベルのコントラストと方位成分から、希少性基準と呼ぶ基準に従って顕著性マップを競合的に計算し、視覚注意ピラミッドと呼ぶ多レベル顕著性マップを生成する [Atsumi 08]。そして、ある数の注意セグメントを次の手順により順次生成する。まず、現在の注意セグメントの周りに空間注意を確率的に生成して、視覚注意ピラミッドを調節する。また、視覚注意ピラミッド上で、ある閾値以下の注意度の点への注意を抑制することにより大域的な競合抑制を働かせる。次に、視覚注意ピラミッドから新たな注意点、または視覚作業記憶のセグメントを、それらの注意度に従って確率的に選択する。セグメンテーションは、これら注意点または注意セグメントに対して遂行される。注意点が選択された場合は、その点のレベルでその点の周りに、明度・彩度・色相、コントラスト、方位成分に関するマルコフ確率場の定義域を初期設定して図地セグメンテーションを行い、注意セグメントを生成する。注意セグメントが選択された場合は、マルコフ確率場の定義域を更新して図地セグメンテーションを継続する。この注意セグメントが既存の他のセグメントとの間で合併条件を満たす場合は、それらセグメントを合併する。また、注意セグメント内の点を新たな注意点として選択することを抑制するために、視覚注意ピラミッドに対する IOR(Inhibition Of Return) を更新する。

この処理で選択されなかった視覚作業記憶内のセグメントのうち、その継続時間がある時間を越えたセグメントは視覚作業記憶から削除される。一方、それ以下の継続時間のセグメントに対しては同様に、マルコフ確率場の定義域の更新、図地セグメンテーション、セグメント合併、IOR の更新が行なわれる。

視覚作業記憶において、異なる解像度レベルのセグメント間には、それらの空間関係が設定される。これにより、多重解像度の空間関係付けられたセグメント集合からなる階層的な物体記憶が視覚作業記憶に形成される。

3. 注意に基づくセグメンテーション

3.1 セグメンテーションのためのマルコフ確率場

注意に基づくセグメンテーションでは、画像ピラミッドの注意点のレベルでその点の周りにマルコフ確率場の定義域を設定しての図地セグメンテーションを、毎フレーム定義域を更新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。

セグメンテーションでは、定義域の各点の色相・彩度・明度の3次元、コントラストの1次元、方位成分の4次元からなる8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 $\vec{z} = (\overrightarrow{hsi}, c, \vec{\sigma})$ とする。ここで、 \overrightarrow{hsi} は色相 h ・彩度 s ・明度 i の3次元ベクトル、 c はコントラストのスカラー、 $\vec{\sigma}$ は $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ の4方位成分の4次元ベクトルである。また、セグメントラベルを $L = \{1, -1\}$ で表し、図ラベルが "1"、地ラベルが "-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

$$P(S = s) \equiv p(s) = \frac{\exp(-U(s))}{W} \quad (1)$$

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

$$\begin{aligned} U(s_r) &= V_1(s_r) + \sum_{r' \in N_r} V_2(s_r, s_{r'}) \\ &= \beta_1(s_r) \times s_r + \sum_{r' \in N_r} \beta_2(s_r) \times s_r \times s_{r'} \quad (2) \\ |\beta_1(s_r)| + \sum_{r' \in N_r} |\beta_2(s_r)| &= \beta_0 \quad (3) \end{aligned}$$

で与えられる。ただし、 V_1, V_2 は単一サイトクリークとペアサイトクリークのポテンシャル関数、 N_r は8近傍である。 $\beta_1(s_r)$ を単一サイト係数、 $\beta_2(s_r)$ をペアサイト係数、 β_0 をインタラクション係数と呼ぶ。

色相・彩度・明度の色特徴、コントラスト特徴、方位成分特徴は、それぞれ異なるセグメンテーションを生成しうる。これら違いは、マルコフ確率場の定式化においては、エネルギー関数の違い、即ち $\beta_1(s_r)$ と $\beta_2(s_r)$ の違いにより表される。色相・彩度・明度によるセグメンテーションのエネルギー関数では、 $\beta_1(s_r)$ と $\beta_2(s_r)$ は次式で与えられる。

$$\beta_1(s_r) = 0, \beta_2(s_r) = -\frac{\beta_0}{8} \quad (4)$$

これは、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。コントラストによるセグメンテーションのエネルギー関数では、 $\beta_1(s_r)$ と $\beta_2(s_r)$ は次式で与えられる。

$$\beta_1(s_r) = \begin{cases} -\frac{\beta_0}{2} & (s_r = 1) \\ \frac{\beta_0}{2} & (s_r = -1) \end{cases} \quad (5)$$

$$\beta_2(s_r) = \begin{cases} \frac{\beta_0}{16} & (s_r = 1) \\ -\frac{\beta_0}{16} & (s_r = -1) \end{cases} \quad (6)$$

これは、プロブを図として、一様な面を地としてセグメンテーションするのに寄与する。色相・彩度・明度とコントラストの近傍が等方的であるのに対して、方位成分の近傍は異方的である。方位成分によるセグメンテーションのエネルギー関数では、 $\beta_1(s_r)$ と $\beta_2(s_r)$ は次式で与えられる。

$$\beta_1(s_r) = \begin{cases} -\frac{\beta_0}{2} & (s_r = 1) \\ \frac{\beta_0}{2} & (s_r = -1) \end{cases} \quad (7)$$

$$\beta_2(s_r) = \begin{cases} -\frac{\beta_0}{16} \times w(r, r') & (s_r = 1) \\ -\frac{\beta_0}{16} & (s_r = -1) \end{cases} \quad (8)$$

ここで、 $w(r, r')$ は、クリーク $cl(r, r') = \{r, r'\}$ の向きと4つの方位成分の大きさにより値が決まる関数で、

$$w(r, r') = \begin{cases} \frac{1}{n} & \text{if } OR(cl(r, r')) = \text{true} \\ -\frac{1-2/n}{6} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

で与えられる。ただし、 $2 \leq n \leq 8$ で、デフォルトでは $n = 4$ とする。また、 $OR(cl(r, r'))$ は、クリーク $cl(r, r')$ が4つの方位成分のうち最大の大きさの方位のとき真となるブーリアン関数である。これらは、方位成分が最大の方向の線分を図として、一様な面を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、

$$p(s|z) \sim p(z|s)p(s) = \frac{\exp(-\sum_r (-\log p(\vec{z}_r|s_r) + U(s_r)))}{W} \quad (10)$$

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 (10) 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，

$$U(s|z) = \sum_r U(s_r|\vec{z}_r) = \sum_r (-\log p(\vec{z}_r|s_r) + U(s_r)) \quad (11)$$

で与えられる．図地セグメンテーションは，色相・彩度・明度，コントラスト，方位成分すべての特徴量を同時に用いて行われる．我々は，セグメンテーションは，これら 3 つのタイプの特徴量のエネルギー間の競合により起こると仮定する．観測特徴量 $z = \{\vec{z}_r\}_{r \in R}$ が与えられたもとの，色相・彩度・明度によるセグメンテーションのエネルギー関数 U_{hsi} ，コントラストによるセグメンテーションのエネルギー関数 U_c ，方位成分によるセグメンテーションのエネルギー関数 U_o は，

$$U_{hsi}(s_r|\vec{hs}_r) = -\log p(\vec{hs}_r|s_r) + U_{hsi}(s_r) \quad (12)$$

$$U_c(s_r|c_r) = -\log p(c_r|s_r) + U_c(s_r) \quad (13)$$

$$U_o(s_r|\vec{o}_r) = -\log p(\vec{o}_r|s_r) + U_o(s_r) \quad (14)$$

で与えられる．このとき，すべての特徴量によるセグメンテーションのエネルギー関数 U_z を次式で定義する．

$$U_z(s_r|\vec{z}_r) = \min(U_{hsi}(s_r|\vec{hs}_r), U_c(s_r|c_r), U_o(s_r|\vec{o}_r)) \quad (15)$$

注意点に対する最初のセグメンテーションでは，注意点の周りで，注意点と色相・彩度・明度，コントラスト，方位成分のいずれかの類似度が高い点が図の候補点として領域拡張法により求められ，類似度に基づきそれら点の図である確率，地である確率，セグメントラベルの期待値の初期値が計算される．そして，それら点集合の幅と高さに対してその周りに一定のマージンを設定することで定義域が定められ，最初のセグメンテーションに用いられる．定義域は継続するフレームでセグメンテーションが繰り返されるたびに更新される．その際，定義域は，同様に，セグメンテーションの結果の図セグメントに対してその周りに一定のマージンを設定することで定められる．

3.2 平均場近似を用いた EM 手続き

色相・彩度・明度，コントラスト，方位成分の観測特徴量 $z = \{\vec{z}_r\}_{r \in R}$ 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 Φ 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

$$\begin{aligned} Q(\Phi|\Phi^{(n)}) &= E[\log p(z, s|\Phi)|z, \Phi^{(n)}] \\ &= \sum_s [\log p(z|s, \Phi)p(s|\Phi)]p(s|z, \Phi^{(n)}) \end{aligned} \quad (16)$$

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 $\Phi^{(0)}$ から始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 Φ_z とセグメントの分布 $p(s|\Phi_s)$ を定めるパラメータ Φ_s からなる．具体的には， Φ_z は特徴量の多変量ガウス分布の平均と分散であり， Φ_s はギブス分布のインタラクション係数 β_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 Φ_z のみである．

E ステップにおける Q 関数の計算は， S がマルコフ確率場の場合，セグメントラベル s が近傍で相互作用を持つために難しい．この困難さを克服する方法に，E ステップに平均場近似を組み込む方法が提案されている [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，一般に，次のように定義される．

$$\begin{aligned} U^{mf}(s_r) &= V_1(s_r) + \sum_{r' \in N_r} V_2(s_r, \langle s_{r'} \rangle) \\ &= \beta_1(s_r) \times s_r + \sum_{r' \in N_r} \beta_2(s_r) \times s_r \times \langle s_{r'} \rangle \end{aligned} \quad (17)$$

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，

$$U_{hsi}^{mf}(s_r|\vec{hs}_r, \Phi_z^{(n)}) = -\log p(\vec{hs}_r|s_r, \Phi_z^{(n)}) + U_{hsi}^{mf}(s_r) \quad (18)$$

$$U_c^{mf}(s_r|c_r, \Phi_z^{(n)}) = -\log p(c_r|s_r, \Phi_z^{(n)}) + U_c^{mf}(s_r) \quad (19)$$

$$U_o^{mf}(s_r|\vec{o}_r, \Phi_z^{(n)}) = -\log p(\vec{o}_r|s_r, \Phi_z^{(n)}) + U_o^{mf}(s_r) \quad (20)$$

から，

$$U_z^{mf}(s_r|\vec{z}_r, \Phi_z^{(n)}) = \min \left(\begin{array}{l} U_{hsi}^{mf}(s_r|\vec{hs}_r, \Phi_z^{(n)}) \\ U_c^{mf}(s_r|c_r, \Phi_z^{(n)}) \\ U_o^{mf}(s_r|\vec{o}_r, \Phi_z^{(n)}) \end{array} \right) \quad (21)$$

と定義される．これより，セグメントラベルの期待値は，

$$\langle s_r | \vec{z}_r \rangle = \frac{\sum_{s_r} s_r \exp(-U_z^{mf}(s_r|\vec{z}_r, \Phi_z^{(n)}))}{\tilde{W}_r^{mf}} \quad (22)$$

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．E-M ステップの繰り返しの回数は，繰り返しの最大数と図の平均と分散の収束を用いて制御される．本モデルでは，セグメンテーションは複数の連続フレームに渡って継時的に遂行される．そのため，繰り返し最大数は比較的小さく設定できる．

3.3 逐次・並行的セグメンテーション

注意とセグメンテーションは，1 章に述べたように，相互作用する過程であり，そこでは，並行的な処理と逐次的な処理が協調的に同時進行すると考えられる．本モデルでは，毎フレーム，ある数の新たな注意点，または視覚作業記憶内の注意セグメントを，それらの注意度を選択確率に反映させて確率的に選択する．また，同時に，セグメンテーションの過程で，1 つのセグメントになりうる複数のセグメントのフラグメントをある条件のもとに合併させる．これらは，並行的な注意を物体に基づく逐次・継時的な注意に統合させる 1 つのモデル化である．複数の注意フラグメントの合併では，注意が向けられている図セグメントを f^0 とするとき，視覚作業記憶内の f^0 と同一レベルのセグメントで， f^0 と空間的な重なりを持ち，かつ f^0 との色相・彩度・明度，コントラスト，方位成分に関するマハラノビス汎距離の最大値がある閾値以下の任意のセグメント f^j を f^0 に合併させる．

4. 実験結果

4.1 実験枠組

視覚注意とセグメンテーションのダイナミクスと性能を評価するための実験を、視覚ポップアウト課題、図地反転課題、知覚体制化課題、及び注意を引くべく設計された物体を含む実世界シーンのセグメンテーション課題に関して、静止ビデオクリップを用いて行った。実験で用いた主なパラメータは次のとおりである。画像ピラミッドのレベル数は3、1フレーム内注意数は8、注意セグメントの最小継続フレーム数は5である。セグメンテーションに関して、インタラクション係数は1、EM手続きの繰返し数の上限は10、セグメント合併におけるセグメント間距離の閾値は2である。

4.2 視覚ポップアウト、図地反転、知覚体制化の実験

図2(a)に、色相ポップアウト実験で用いた静止ビデオクリップの画像を示す。画像は16個の「丸」を含みそのうち1つが赤、それ以外が緑である。図2(b), (c)に示すように注意はこれらの「丸」に向けられて各々が図セグメントとして抽出された。また、「赤丸」への注意の頻度が高く「赤丸」のポップアウトが確かめられた。図2(d)に示すように、ピラミッドレベル2においては、複数の「丸」からなる群が、主に「赤丸」をその1つに含む群として抽出された。

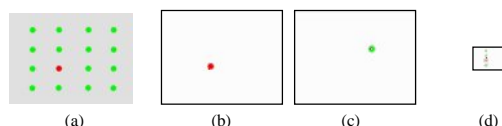


図 2: 視覚 (色相) ポップアウト

図3(a)に図地反転実験で用いたルビンの杯のビデオクリップの画像を示す。図3(b), (c)に示すように、それぞれ「杯」に相当する中央の白い図形、「向き合った顔」に相当する周辺の黒い図形が図セグメントとして抽出された。また、周辺の黒い図形が抽出される過程においては、一時的に、図3(d), (e)に示すような「右向きの顔」と「左向きの顔」に相当する図形が展開された。

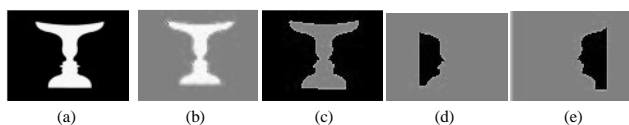


図 3: 図地反転

図4(a)に、知覚体制化実験で用いた静止ビデオクリップの画像を示す。画像は、ゲシュタルトの近接の要因による群化を評価するために、近い距離にある2本の線分のペアを12個含む。図4(b), (c)に示すように、ピラミッドレベル0では各々の線分が図セグメントとして抽出された。また、図4(d)に示すように、ピラミッドレベル1では近い距離にある2本の線分のペアが図セグメントとして抽出され、図4(e)に示すように、ピラミッドレベル2では、近い距離にある2本の線分のペアの縦列が図セグメントとして抽出された。

4.3 注意を引くべく設計された物体に対する実験

実世界で注意を引くべく設計された物体として非常口サイン、交通標識を含む静止ビデオクリップの画像を図5(a), (c)にそれぞれ示す。非常口サインを含むビデオクリップでは、図5(b)

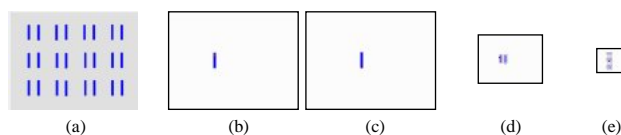


図 4: 近接要因による知覚体制化

に示すように非常口サインが抽出された。また、背景の壁もセグメントとして抽出された。交通標識を含むビデオクリップでは、図5(d)に示すように2つの交通標識が抽出された。また、図5(e)に示すように、ピラミッドレベル1, 2において、背景にある樹木、空、建物の壁にも注意が向けられセグメントとして抽出された。一般に、非常口サインと交通標識は2~3フレーム内で抽出され、背景のセグメントは10~10数フレームかかって徐々に抽出された。このように、まず、注意を引くべく設計された物体のセグメントが抽出され、次にその背景を構成するセグメントが抽出されることが観測された。



図 5: 注意を引くべく設計された物体のセグメンテーション

5. おわりに

本論文では、視覚注意とセグメンテーションのダイナミクスの新たな計算モデルを提案した。そして、実験により、視覚ポップアウト、図地分離及び反転、知覚体制化といった視覚システムが持つ基本特性を本モデルが有することを示し、さらに、注意を引くべく設計された物体を含む実世界シーンに対して、注意とセグメンテーションのダイナミクスと性能を評価し、本モデルの有効性を示した。

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 08] Atsumi, M.: Stochastic Selective Attention and its Shift on the Visual Attention Pyramid, Proc. of 14th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, pp.463-468 (2008)
- [Itti 98] Itti, L., Koch, C., and Niebur, E.: A Model of Saliency-based Visual Attention for Rapid Scene Analysis, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.11, pp.1254-1259 (1998)
- [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)
- [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)