

注目領域のサイズと色相・彩度・明度の顕著性を用いた 目立つ領域推定手法

真鍋ひかる[†] 相良純平^{††} 村上和人[†]

[†] 愛知県立大学情報科学部 〒480-1198 愛知県愛知郡長久手町熊張

^{††} 愛知県立大学大学院情報科学研究科

E-mail: †is081040@cis.aichi-pu.ac.jp, murakami@ist.aichi-pu.ac.jp

あらまし 本論文では、色相・彩度・明度の顕著性と、画像中の局所領域とその周辺領域のヒストグラム間距離を用いた目立つ領域推定手法について述べる。色相・彩度・明度の顕著性の高い領域を候補領域とし、それらの領域における各要素の顕著性の値、周辺領域とのヒストグラム間距離を用いて、目立つ領域の推定・抽出実験を行った。また、注目領域のサイズを何段階か設定して実験したところ、目立つ領域とサイズが合っていない場合は、ほとんど検出されないことがわかった。本論文ではこれらの実験結果を基に、提案した分析手法の有効性を示すとともに、今回分析を行った画像特徴と物体が目立つための視覚的条件の関係について考察を行い、目立つための条件のさまざまな応用例について展望する。

キーワード 色相・彩度・明度 顕著性 目立つ領域抽出 注目領域 ヒストグラム間距離

1. はじめに

自動車を運転する時、私たちは道路標識や看板を見て情報を集め、安全に目的の場所まで行くことができる。たとえ初めて行く場所であっても、標識や看板には目が止まる。これは、色や配色により、人にとって見つけやすい目立つ情報になるよう設計されているためである。

このように身の回りには、目立つように設計されたものが数多く存在する。一般的に黒地に黄色や、黄色地に黒、青地に白といった配色は目立つといわれており、道路標識や工事現場などにおいても頻繁に見られる。

しかし、目立つように設計された物体でも、その物体や周辺環境の状態によって、目立たない場合がある。例えば、図1のような環境では非常口のピクトグラムは目立っているが、図2のような環境では目立っていないとは言えない。本来目立つべき重要な情報が目立たないと、人がその情報を見落としてしまい大変危険である。よって、その物体を目立たせるよう、処置を行う必要がある。

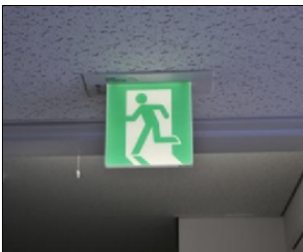


図1 目立っている状態



図2 目立っていない状態

物体が目立たない原因は、物体の状態や周辺環境によって様々である。よって、任意の物体を目立たせるた

めには、その物体の状況に合わせた“物体が目立つための条件”を明らかにする必要がある。筆者らは先に、画像中の色相・彩度・明度に着目し、各要素の顕著性を用いて目立つ領域の推定を行う手法を提案してきた^[1]。本稿では、これらに加えて、注目領域のサイズが目立つ領域の推定結果にどのように影響するかを実験し、注目領域のサイズをどのように設定すべきか考察した結果を中心に述べる。

2. 画像特徴の分析

2.1 顕著性について

本節では画像特徴の顕著性について述べる。顕著性を求める手法として、Itti, Kochらによって提案されたSaliency Map^[2]において用いられているスケール間差分を使用する。

以下 (Step1 ~ Step3) にスケール間差分を基に顕著性を求める手順を示す。

<スケール間差分を用いた顕著性抽出手順>

Step1. スケール画像の作成

入力画像から Gaussian Pyramid により 8 段階にダウンサンプリングしたスケール画像を作成する (スケール $c = 0, \dots, 8$ とすると、スケール 0 は原画像と同サイズ、スケール 8 は $1/256$ の縮小サイズとなる)。

Step2. Center-Surround のスケール間差分を計算

作成したスケール画像の各画素において Center-Surround のスケール間差分を求める。ここで、Center とは $c = 2, 3, 4$ のスケール画像であり、

Surround とは 3, 4 とした際に, $s = c +$ の s に相当するスケール画像のことである.

Step3. 差分画像の統合と正規化

最後に各スケールにおいて得られた Center-Surround のスケール間差分画像を統合・正規化をすることで, 顕著性画像とする.

Itti, Koch らによって提案された Saliency Map^[2] は, 入力画像の輝度, 色, 方向成分の 3 つの画像特徴のスケール間差分を求め, それらを統合することによって求められる. また, 画像のスケール間差分を求めることは, 各々の画素に対して周辺領域との差を求めることである. すなわち, ある要素について周辺との差が大きい領域は, その要素の顕著性を求めた際に, 高い顕著性を示す領域である. 一般的に周辺環境との差が大きい物体は目立つ可能性が高いと考えられるため, 顕著性の高い領域についても, 目立つ領域である可能性が高いと考えられる.

本論文で述べる手法では, 一般的に人間が色を知覚する方法と類似しているといわれる HSV 色空間に着目し, HSV 色空間を構成する要素である, 色相・彩度・明度の顕著性を入力画像からスケール間差分によって求め, 画像中に設定した局所領域におけるそれらの顕著性を利用する. 以下, 図 3 に色相・彩度・明度各要素の顕著性画像の求め方の概要を示す.

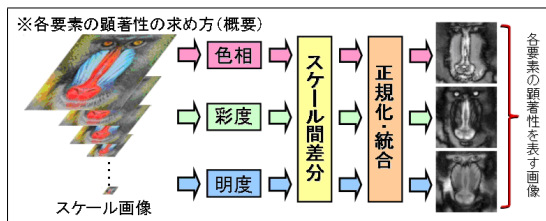


図 3 色相・彩度・明度各要素の顕著性画像の求め方の概要

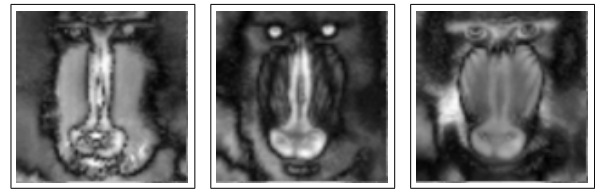
また, 図 4 の原画像を色相・彩度・明度それぞれの要素に分割した画像を図 5(a)~(c) に, 各画像に対してスケール間差分を計算し, それぞれの顕著性画像を求めた結果を図 6(a)~(c) に示す.



図 4 原画像



(a) 色相 (b) 彩度 (c) 明度
図 5 図 4 から色相・彩度・明度を分割した画像

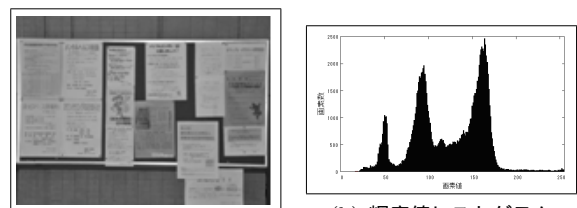


(a) 色相 (b) 彩度 (c) 明度
図 6 色相・彩度・明度の顕著性画像

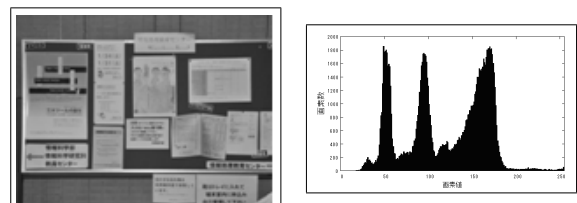
図 6(a)~(c) の顕著性画像を見てみると, 各要素について周辺との差が大きい領域において特に, 輝度値が高くなっていることが分かる. 本手法ではこのようにして求めた顕著性画像における各ピクセルの輝度値を各ピクセルにおける顕著性の値として用い, 顕著性画像において輝度値の高い領域を目立つ領域推定のための候補領域として用いた.

2.2 ヒストグラム間距離の分析

図 7(a) と図 8(a) のグレースケール画像から輝度ヒストグラムを求めた結果を図 7(b), 図 8(b) に示す. 図 7(b) と図 8(b) を見てみると, 輝度ヒストグラムの形状が比較的類似していることが分かる. これは, 図 7(a) と図 8(a) の画像が比較的類似した画像であるため, それらのヒストグラムも類似した形状となったと考えられる. このように 2 つの画像が類似している場合は, それらのヒストグラムの形状も類似している場合が多い. 逆に, 2 つの画像が類似していなければ, それらの画像のヒストグラムの形状も類似していない場合が多いと考えられる. 画像中の局所領域とその周辺領域において, ヒストグラムの形状が大きく異なる場合, 局所領域は周辺領域と類似していない領域であり, 周囲との差が大きい領域であるといえるため, 目立つ可能性が高いと考えられる. 本手法では, 色相・彩度・明度の顕著性の高い領域を目立つ領域推定のための候補領域として扱い, それらの領域とその周辺領域との間のヒストグラム間距離の値を目立つ領域推定のための要素として用いた.



(a) 原画像 (b) 輝度値ヒストグラム
図 7 画像とその輝度ヒストグラムの例 (1)



(a) 原画像 (b) 輝度値ヒストグラム
図 8 画像とその輝度ヒストグラムの例 (2)

本手法ではヒストグラム間距離の計算に、分布間距離の一つである Bhattacharyya 距離^[3]を用いた。以下に Bhattacharyya 距離の計算方法を示す。

H_1 : 1 目目のヒストグラム
 H_2 : 2 目目のヒストグラム
 $H_1(I)$: 輝度値 I のときのヒストグラム H_1 の値
 $H_2(I)$: 輝度値 I のときのヒストグラム H_2 の値

とすると、ヒストグラム H_1 とヒストグラム H_2 のバタチャリヤ距離 $BD(H_1, H_2)$ は、

$$BD(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \sum \sqrt{H_1(I) \cdot H_2(I)}} \quad (1)$$

となる。本手法では HSV カラー画像を用いているため、色相・彩度・明度それぞれのチャンネル画像から、式(1)によって BD_H, BD_S, BD_V を求め、それらの値を、

$$BD_{HSV} = \sqrt{\frac{BD_H^2 + BD_S^2 + BD_V^2}{3}} \quad (2)$$

のように計算し、ヒストグラム間距離としている。

今回の実験では画像中に設定した局所領域とその周辺領域からそれぞれ HSV ヒストグラムを求め、式(1)、式(2)によってヒストグラム間距離を求めている。

3. 目立つ領域推定・抽出方法

3.1 注目領域 ROI のサイズについて

今回、目立つ領域の候補領域抽出実験において使用した注目領域 ROI は、予備実験より入力画像の縦サイズの 1/4 を直径とする円形とした。このサイズは、入力画像 30 枚で注目領域 ROI のサイズと推定結果を考察した際、入力画像の縦サイズの 1/2 に設定したときは周囲の影響を受けてしまい、またサイズを小さくしすぎると目立つ領域でない領域が検出されたパターンが多く見られたため、最も安定して結果が得られた、入力画像の縦サイズの 1/4 を直径として設定した。

これらのサイズを変えた場合の影響については、4.2 及び 5.2 節で述べる。

3.2 目立つ領域の候補領域抽出

本手法では画像中の目立つ領域推定を行うために、最初に目立つ領域の候補領域の抽出を行った。候補領域の抽出には色相・彩度・明度それぞれの顕著性画像を用いた。以下に顕著性画像を用いた候補領域抽出の手順を示す。

< 目立つ領域の候補領域抽出手順 >

Step1. 各要素の顕著性画像の算出

入力画像からスケール間差分によって、色相・彩度・明度の顕著性画像 S_H, S_S, S_V を算出する。

Step2. 注目領域の設定

S_H, S_S, S_V に対して、特定の大きさの注目領域 ROI を設定する。本手法では、入力画像の縦サイズの 1/4 を直径とする円形として設定した。

Step3. ROI における顕著性の値の計算

各顕著性画像について、ROI 内の画素値の総和 (ROI における顕著性の値)、

$$\sum_{i,j} S_H(i,j) \quad (3)$$

$$\sum_{i,j} S_S(i,j) \quad (4)$$

$$\sum_{i,j} S_V(i,j) \quad (5)$$

をそれぞれ求める。

Step4. 顕著領域の抽出

ROI を順に移動させていき、各顕著性画像について、ROI 内における顕著性が最大となる領域、2 番目に高い値となる領域を求める。このとき、各要素の顕著性画像について、顕著性が最大の領域と 2 番目に高い領域は同じ形状・大きさとし、互いが重ならないことを条件とする。

以上の方法で、求めた 6 つの領域をそれぞれ、

A_1 : 色相の顕著性最大領域
 A_2 : 彩度の顕著性最大領域
 A_3 : 明度の顕著性最大領域
 A_4 : 色相の顕著性が 2 番目に高い領域
 A_5 : 彩度の顕著性が 2 番目に高い領域
 A_6 : 明度の顕著性が 2 番目に高い領域

とする。

3.3 目立つ領域推定

目立つ領域の推定・抽出には、3.2 節において述べた「目立つ領域の候補領域抽出」によって得られた候補領域における、色相・彩度・明度の各要素の顕著度、および 3 チャンネルの総合顕著度、そして周辺領域とのヒストグラム間距離の、3 つの値を用いた。以下に目立つ領域推定抽出手順を示す^[4]。

< 目立つ領域推定・抽出手順 >

Step1. 目立つ領域の候補領域を求める

3.2 節において述べた方法により、入力画像から目立つ領域推定のための候補領域 A_1, \dots, A_6 をそれぞれ求める。

Step2. 各候補領域における顕著度の計算

A_1 における顕著性の値を、

$$\sum_{i,j} S_H(i,j) \quad (6)$$

とし、同様に $A_2 \sim A_6$ における顕著性の値をそれぞれ求める。そして、候補領域内で顕著性のとり得る最大値 { 候補領域の面積 (ピクセル数) \times 255 (8 ビットで量子化された画像を用いている場合) } を S_{MAX} とし、 A_1 における顕著度の値、

$$R_1 = I_1 / S_{MAX} \quad (7)$$

を計算し、同様に $A_2 \sim A_6$ における顕著度の値を求め、各候補領域における色相・彩度・明度の各要素の顕著度とする。

Step3. 候補領域における3チャンネルの総合顕著度の計算

A_1 における3チャンネル総合顕著度を、

$$S_1 = \frac{I_1 + \sum_{i,j \in A_1} S_H(i,j) + \sum_{i,j \in A_1} S_V(i,j)}{3 \cdot S_{MAX}}$$

とし、同様に $A_1 \sim A_6$ における3チャンネル総合顕著度を求め、各候補領域における3チャンネルの総合顕著度とする。

Step4. 各候補領域と周辺領域のヒストグラム間距離の計算

各候補領域を注目領域とし、注目領域と中心座標が等しく、注目領域の面積を差し引いた際の面積が5倍となるような円を設定し、周辺領域とする。そして、式(1)、式(2)により領域間のヒストグラム間距離 $D_1 \sim D_6$ をそれぞれ求める。

Step5. 候補領域の中から目立つ領域の推定

各候補領域について、 R を顕著度、 S を3チャンネルの総合顕著度、 D を周辺領域とのヒストグラム間距離とし、各候補領域について、

$$M_i = R_i + S_i + D_i \quad (i = 1, 2, \dots, 6) \quad (8)$$

を計算し、その値が最も高い候補領域を、目立つ領域として推定結果とする。

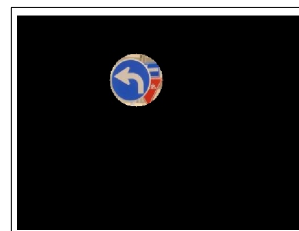
4. 実験結果

4.1 目立つ領域推定・抽出実験の結果

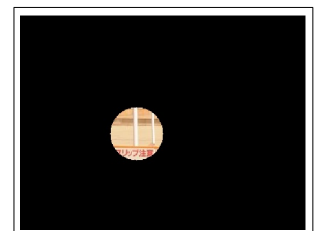
図9(a)の注目領域ROIの直径を画像の縦サイズの1/4とした時、各要素の候補領域は図9(b)~(g)のようになった。



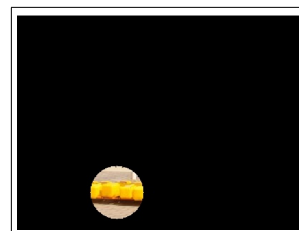
(a) 原画像



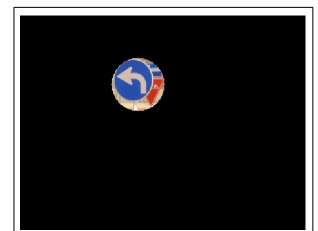
(b) 色相の顕著性最大



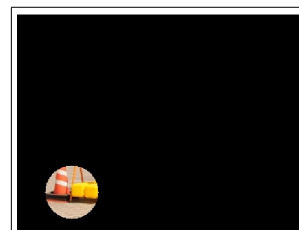
(c) 色相の顕著性2番目



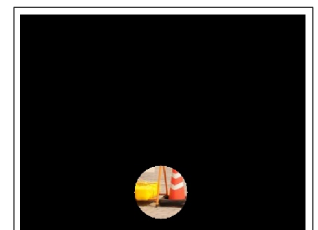
(d) 彩度の顕著性最大



(e) 彩度の顕著性2番目



(f) 明度の顕著性最大



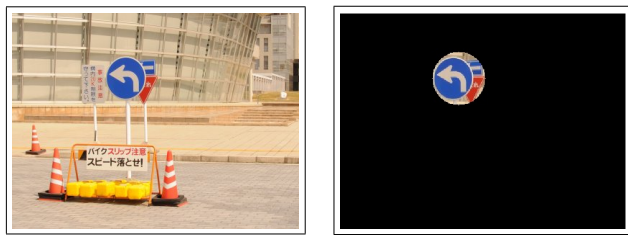
(g) 明度の顕著性2番目

図9 目立つ領域の候補領域の抽出結果

次に、色相の顕著性が最大の領域(図9(b))、色相の顕著性が2番目に高い領域(図9(c))、彩度の顕著性が最大の領域(図9(d))、彩度が2番目に高い領域(図9(e))、明度が最大の領域(図9(f))、明度が2番目に高い領域(図9(g))の6つの候補領域において目立つ領域の推定・抽出を行った。

各候補領域における、色相・彩度・明度の顕著性、および3チャンネルの総合顕著度、周辺領域とのヒストグラム間距離の3つを用いて、式(8)より目立ち度 M_i を求めた結果、最もその値が大きいのは、色相が最大の領域である A_1 (図9(b))であった。

図 10(a), (b) に, 原画像と抽出結果を示す.

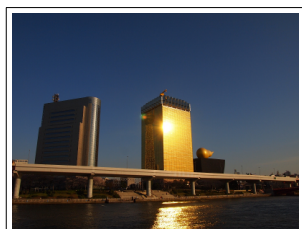


(a) 原画像 (b) 目立つ領域抽出結果

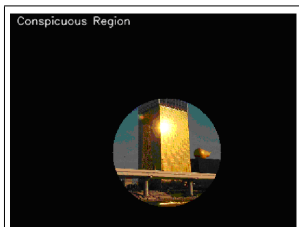
図 10 目立つ領域推定・抽出結果

4.2 注目領域のサイズを変更した結果

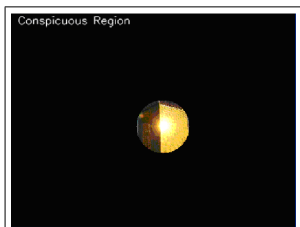
次に, 注目領域 ROI の直径を, 入力画像の縦サイズの $1/2^n (n = 1, 2, \dots, 6,)$ としたとき, 設定したサイズによって, どのように目立つ領域の推定領域が変化するか検証を行った. 入力画像は, 画像のデータベースの中から, さまざまな環境で撮影された写真をランダムに 30 枚選択し使用した. 図 11 ~ 図 13 に結果の一部を示す.



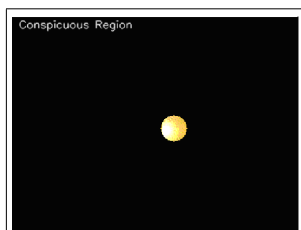
(a) 原画像



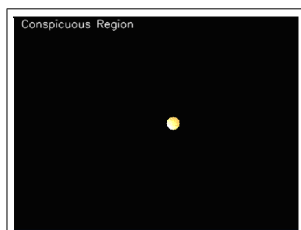
(b) $n = 1$ のとき



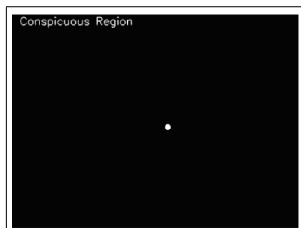
(c) $n = 2$ のとき



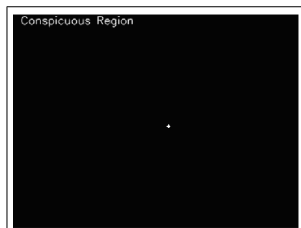
(d) $n = 3$ のとき



(e) $n = 4$ のとき



(f) $n = 5$ のとき



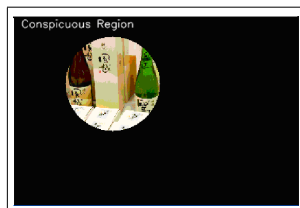
(g) $n = 6$ のとき

図 11 注目領域のサイズを変更した結果 (1)

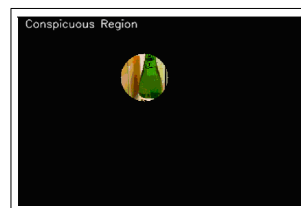
図 11(a) の画像では, 画面中央の黄色いビルを目立つ領域の目標領域とした. $n = 1$ のとき, ちょうど目標領域が検出されている. 注目領域を小さくしても, 検出される位置はほとんど変わらなかった.



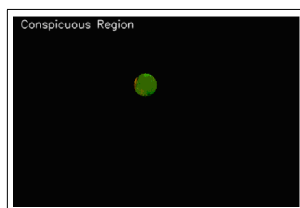
(a) 原画像



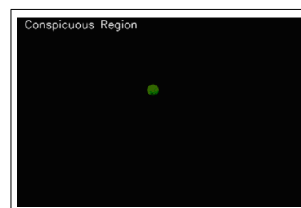
(b) $n = 1$ のとき



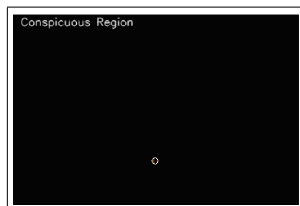
(c) $n = 2$ のとき



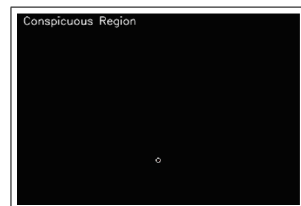
(d) $n = 3$ のとき



(e) $n = 4$ のとき



(f) $n = 5$ のとき



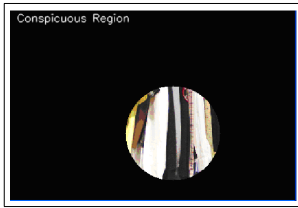
(g) $n = 6$ のとき

図 12 注目領域のサイズを変更した結果 (2)

図 12(a) の画像では, 画面中央の緑色の瓶を目立つ領域の目標領域に設定した. $n = 1$ のとき, 検出された領域は目標領域と少しずれている. $n = 2, 3, 4$ のとき, 目標領域が出力されていることがわかる. $n = 5, 6$ のときは, 暗い領域が検出され, 目標領域は検出されなかった (推定領域は, 白い円で囲まれた領域である.)



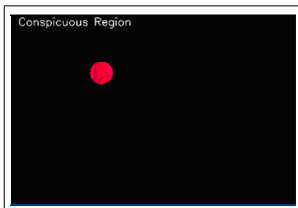
(a) 原画像



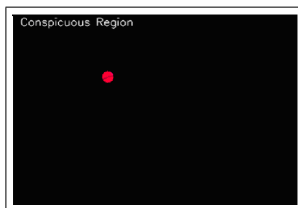
(b) $n = 1$ のとき



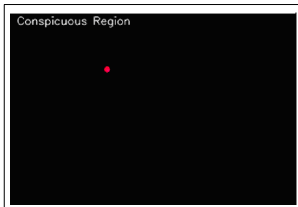
(c) $n = 2$ のとき



(d) $n = 3$ のとき



(e) $n = 4$ のとき



(f) $n = 5$ のとき



(g) $n = 6$ のとき

図 13 注目領域のサイズを変更した結果 (3)

図 13(a) では、画面左側の赤い T シャツを目標領域とした。 $n = 1$ のとき、出力結果は目標領域より右にある白い領域を検出した。 $n = 2, 3, 4, 5$ では、目標に設定した赤い T シャツの一部が検出されている。 $n = 6$ では、画面右上の暗い部分が検出され、目標領域は出力されなかった。

5. 考 察

5.1 目立つ領域推定・抽出実験について

図 9(a) 中央にある青い道路標識を目標領域とすると、候補領域の中で色相の顕著性が最大である領域を示す図 9(b) と、彩度が 2 番目に高い領域を示す図 9(e) で、それぞれ目標領域が検出されている。その他の候補領域では、目標領域は検出されていないが、式 (8) の目立ち度 M_i を求めてその値が最大となる領域を選択すると、出力結果は目標領域と一致した (図 10(b))。

5.2 注目領域のサイズについて

図 11(a) の画像では、画像中心の黄色に光る建物を目標領域とした。 $n = 1$ のとき、目標領域を検出することができた。注目領域直径を小さくしても、検出される位

置はほとんど変わらなかった。出力結果 6 つのうち全てが画像中心の黄色い建物を検出しており、これは目標領域に一致する。

図 12(a) の画像では、画像中央にある緑の瓶を目標領域と設定した。 $n = 1$ のときは、周辺環境に影響してしまい検出結果が目標領域とずれてしまった。 $n = 2$ のとき、ちょうど検出結果と目標領域が一致し、 $n = 3, 4$ のときも同じ領域内が検出された。 $n = 5, 6$ のときは、目標領域とは異なる範囲が検出された。出力結果 6 つのうち 3 つが、画像中央にある緑の瓶を検出しており、これは目標領域に一致する。

図 13(a) の画像では、画像左にある赤い T シャツを目標領域と設定した。 $n = 1$ のとき、目標領域とは異なる白い服の集まった領域が検出された。 $n = 2$ のとき、ちょうど目標領域が検出され、 $n = 3, 4, 5$ のとき、その領域内が検出された。 $n = 6$ のときは、画像上側の暗くなっている領域が検出された。出力結果 6 つのうち 4 つが画像左側の赤い T シャツを検出していて、目標領域に一致する。

同様の方法で、30 枚の画像を用いて目立つ領域の推定・抽出実験を行い、出力された領域を含む対象物について、注目領域のサイズを $1/2^n (n = 1, 2, \dots, 6)$ として、出力された 6 つの結果から 3 つ以上検出された対象物を推定結果とした場合、推定結果が目標領域と一致したのは、30 例中 21 例であり、約 7 割の画像で目標領域を検出することができた。よって、注目領域のサイズを変更させたとき、最も多く検出された対象物は、画像中で目立つ領域である可能性が高いことがわかった。

6. 終わりに

本手法では、画像中で、色相・彩度・明度の顕著性、周辺領域とのヒストグラム間距離の値を総合した値が高い領域が目立つ領域であると考え、目立つ領域の推定・抽出を行った。また、サイズによってどのように推定結果が変わるのかを調べた。実験の結果、目標とする領域内の対象物と注目領域が異なる場合、目標領域は検出されない場合が多いことがわかった。そこで、6 種類のサイズの注目領域を設定し、得られた推定領域の中で、最も多く選ばれた領域を新しい推定結果とすると、目標領域と一致する例が多く見られた。今回は、6 種類の注目領域サイズ、30 種類の入力画像を用いて、推定結果の約 7 割において目標領域を検出することができた。目立つ対象物のサイズによって、推定結果が変わるため、計算コストは増大するものの、サイズ設定をさらに細かくすることによって、精度を向上させることが可能であると考えている。これらを定式化することは、今後の課題である。

今回の実験では、色相・彩度・明度の顕著度を同等に評価することによって、目立つ領域を推定した。今回の手法

では目標領域を検出できなかった画像について, さらに画像特徴を分析していき, 色相・彩度・明度の顕著度をそれぞれどのように評価すれば, 主観的評価に近くなるか明らかにし, 画像ごとの最適な画像分析手法を提案していきたい.

謝 辞

本研究の一部は, 平成 23 年度愛知県立大学理事長特別研究費の支援による.

文 献

- [1] 真鍋ひかる, 相良純平, 村上和人, “色相・彩度・明度の顕著性を用いた目立つ領域推定手法”, SSII2011 第 17 回画像センシングシンポジウム, 2011
- [2] L.Itti, C.Koch and E.Niebur, “A Model of Saliency based Visual Attention for Rapid Scene Analysis”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.11, pp.1254-1259, 1998
- [3] Bhattacharyya, A. “On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distribution.” Bulletin of the Calcutta Mathematical Society, 35, pp.99-110. 1943
- [4] 相良純平, 村上和人, “色相・彩度・明度の顕著性と目立ち度に関する一考察”, 映像情報メディア学会技術報告 (ME), vol.34, no.54, pp.49-52, 2010