

## 画像領域の色およびテクスチャのコントラストを 特徴量とした図領域の抽出

田中昭二<sup>†,††</sup> 井口征士<sup>††</sup>  
岩館祐一<sup>†</sup> 中津良平<sup>†</sup>

画像から観測者が注目する領域を抽出することは、物体探索や物体認識などの複雑な画像処理の計算量を軽減するとして期待されている。本論文では、注目領域を的確に抽出するためには、前処理として画像を図領域と地領域に分離する必要があると仮定する。視覚系の生理学的研究において、V4野が入力されたシーンの図と地の分離に寄与していることが明らかとなっている。そこで、本論文では視覚系V4野の研究で得られた知見を利用し、画像の各領域の色およびテクスチャのコントラストを特徴量として画像から図領域を抽出する手法を提案する。領域のコントラスト情報は、隣接領域間および画像全体との色差とテクスチャ特徴ベクトルの距離と、領域の輪郭のエッジ強度により定義した。そして、主観評価実験結果を主成分分析して得られた図領域および地領域の特徴を基に判別関数を定義した。本手法の有効性を評価する実験では、提案手法は80%の割合で過半数の被験者が選択した図領域と地領域を正確に判別した。この結果から本手法の有効性を確認することができた。

### A Figure Extraction Method Based on Color and Texture Contrasts of Regions

SHOJI TANAKA,<sup>†,††</sup> SEIJI INOKUCHI,<sup>††</sup> YUICHI IWADATE<sup>†</sup>  
and RYOHEI NAKATSU<sup>†</sup>

Detecting interesting regions from images has become important in order to reduce the computational complexity associated with time-consuming processes such as object recognition. In this paper, we assume that the a figure-ground segmentation of a picture is necessary to evaluate the level of attraction of regions as the first process. In the Vision research, it has been found that the V4 cortex in the visual system contributes the figure-ground selectivity. By utilizing the above findings, we propose a method for detecting figure regions from picture based on the level of contrast between a region and its surroundings. Contrast parameters are defined by the color difference and the texture difference between a region and its surroundings, as well as, the focus of the region. In our experiments, we found that it is possible to discriminate the figure and the ground in a principal component space which is constructed by performing the PCA on subjective experiments. Therefore, a discrimination function is defined by using the result of PCA. In our another experiments, the proposed method could extract figure regions which human subjects selected at the rate of 80% accuracy.

#### 1. はじめに

人間の眼は中心部の解像度が高く、周辺部の解像度は低い<sup>1)</sup>。また、視野の構造から、一度に観測可能なシーンの範囲には限界がある。そのため、与えられたシーンの中から注視して見るべき部分を選択し、眼球運動により眼の中心部分をそこへ移動する行動を繰り返す

ことによりシーン全体を把握する。このような人間の視覚注視行動を模倣し、入力された画像から観測者が注目する重要な部分を抽出することにより、物体探索、物体認識等の複雑な画像処理の計算量を軽減することを目的とした研究がさかんである<sup>2)</sup>。また、最近ではデジタル圧縮画像の客観的評価方式において、評価者が注目する領域に重み付けをするモデルを導入した研究例もある<sup>3)</sup>。

このように、画像や映像から人が注目する領域（以下、注目領域とする）を抽出することは、画像処理や映像処理における様々な問題解決への応用が可能であり、今後の研究成果が期待されている。

これまで、画像から注目領域を抽出する研究として

<sup>†</sup> ATR 知能映像通信研究所  
ATR Media Integration & Communication Research  
Laboratories

<sup>††</sup> 大阪大学大学院基礎工学研究科  
Graduate School of Engineering Science, Osaka  
University

Milanese らの研究がある。Milanese らは、Koch らのモデル<sup>5)</sup>に基づき、画像中の不連続部分を注目領域と仮定している<sup>4)</sup>。Milanese らの手法では、まず、画像から得られる複数の物理的特徴量に対応する特徴マップ（濃淡画像）を生成し、次に、各特徴マップの不連続部分を求め、それらを弛緩法により統合したものを注目領域として抽出している。各特徴マップの不連続部分は、大きさが固定された複数の Difference-of-oriented-Gaussians フィルタを用いて特徴マップをフィルタリングし、出力が最大となるフィルタリング結果を選択して求めている。しかし、注目領域の大きさは画像によって異なるため、そのような注目領域を大きさが固定されたフィルタを用いて的確に求めることは困難であると考えられる。また、人が画像を見る時、先に画像の詳細部分を注視するというよりは、まずは画像の大局的な特徴をとらえ、注目領域が存在する場合にはその詳細部分に注視すると考えられる<sup>1)</sup>。よって、フィルタリングや弛緩法などの画素レベルの処理により注目領域を抽出するよりは、画像の大まかな特徴に基づいて注目領域を抽出する方が適切であると考えられる。さらに、上記手法を絵画や写真などの実画像に適用した例はあまり見当たらず、人間の主観との照合を行った例も少ない。

Martin や竹内らは画像から得られる輝度情報をシャノンの情報理論に基づいて評価し、その結果得られる情報量の高い部分を注目領域とした<sup>6),7)</sup>。この方式では輝度値の分散が大きい領域、つまり複雑に見える領域が抽出される。しかしながら、複雑な模様を持つ壁の前に置かれた白い花瓶の絵などのように、必ずしも複雑に見える領域が注目領域と一致するとはいえない。

著者らも色の誘目性に着目し、色を特徴量として注目領域を抽出する手法を開発した<sup>9)</sup>。開発した手法は、色情報を用いて比較的良好な領域分割が可能な風景写真を対象とした。そして、行った評価実験ではある程度良好な結果は得られたものの、抽出精度の向上、および、より複雑な画像に対応可能とするためには画像の複雑さや焦点などのテクスチャ情報を考慮する必要があった。

以上のように従来の研究では、画像から取得可能な物理的特徴量から直接目立ち度（以下誘目度とする）を評価し、評価値を基に注目領域を抽出する手法が試みられてきた。これに対し著者らは、人間が画像の任意領域に注目する際、視覚系において2つの処理が行われていると仮定する。1つは図と地の分離処理であり、もう1つは図に対する誘目度の評価である。著者らは、観測者が画像の任意領域へ注目する際、観測者

の視覚系において前者の処理により注目に値する領域が特定され、後者の処理により誘目度が決定し、その誘目度に基づいて注目する順序が決定すると考える。

視覚系においてV4野が上記図と地の分離処理に寄与することが明らかとなっている<sup>1)</sup>。本論文では、絵画や写真などの静止画像を対象とし、V4野の研究における知見を利用して、色およびテクスチャのコントラスト情報を基に画像から図領域を抽出する手法を提案する。

これまで、絵画画像を図と地に分離する研究として戸嶋らの研究がある<sup>10)</sup>。戸嶋らは、画像を色により領域分割した後、分割された領域の中で面積の大きい領域と、画像の縁に接している割合が大きい領域を背景領域（地領域）とした<sup>10)</sup>。この手法は、色情報のみを用いた領域分割手法を用いていることから、模様などのテクスチャ要素を多く含む画像に対しては良好な領域分割結果が得られず、それが起因して正確な抽出結果が得ることが困難であると考えられ、本論文で対象とする一般的な絵画画像には適さない。また、領域の面積と、領域が画像の縁に接している割合を条件に背景領域を判別していることから、たとえば静物画のような、背景（地領域）がほぼ単色で描かれており、かつ、被写体（図領域）が中央に描かれているような画像に対しては有効であるが、背景が雑然としている場合や、風景画のように被写体が画像の縁に接する割合が大きい場合には対応が困難であるなどの問題があると考えられる。

以下2章では、人間の注視行為においては、図地の分離と図に対する誘目度評価の2つの処理が行われているとする著者らの仮説の妥当性を検証する実験について述べる。3章では、提案する図領域抽出法について述べる。4章では、本手法の有効性を評価するために行った実験について述べる。

## 2. 人間の注目行為に対する仮説の妥当性の検証

画像には図として認識される領域と地として認識される領域がある<sup>1)</sup>。著者らは、人が画像を観測するとき、まず画像全体を一望し、次に画像の図領域を認識し、認識した図領域の誘目度に応じて注視点を移動すると仮定する。つまり、視覚系における画像の各領域に対する誘目度評価では、“図と地の分離”と“図に対する誘目度評価”の2つの処理が行われていると考える。たとえば、図1の画像を見たとき、Xが最も目立つ文字であることは容易に予測がつく。これは、Xだけが他の文字群Lと異なっているためである。し

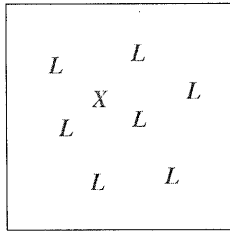


図1 探索問題実験における刺激例

Fig. 1 An example picture of a search problem.

かしながら、 $X$  の誘目度が最も高いと判断する前に、この画像における図領域（文字領域）と地領域（白い領域）との分離が行われているのは明確である。さらに、誘目度の評価は各図領域（ $L$  および  $X$ ）に対してのみ行われ、各々の誘目度から  $X$  が最も誘目度の高い領域と評価され、視点が  $X$  へ誘導されると考えられる。

以上の仮定の妥当性を検証するために次のような実験を行った。

CRT（解像度  $2048 \times 2048$ ）に画像（絵画および写真）を表示し、それを被験者に1分間提示した。そして、そのときの眼球運動を測定した。次に、実験画像を3.2節で述べる手法を用いて領域分割し、その結果を被験者に提示し、分割された領域の中から図領域を選択させた。本実験の被験者は10人、提示画像は10枚であった。

本実験の結果、被験者が主に注視した領域と、被験者が選択した図領域がほぼ一致することが分かった。つまり、被験者はまず画像全体を把握し、画像の図領域と地領域を認識し、地領域は注目に値しないと判断したことから、主に画像の図領域に注目したと考えられる。そして、物理的特徴、画像の意味、被験者の興味などから図領域に対する誘目度を評価し、その結果に応じて視点を移動したと考えられる。図2に本実験結果の一部を示す。

これまでに、視覚系の生理学的研究においてV4野が入力されたシーンの図と地の分離に大きく寄与していることが明らかとなっている<sup>1)</sup>。V4野は、物体認識にかかわる波長および空間周波数成分の様々な情報に対して敏感であるといわれており、空間周波数成分においては、エッジの長さ、幅、方位、さらには運動の方向や空間周波数に対する選択性を持つ細胞が多く存在する<sup>11)</sup>。また、V4野で初めて現れる反応の特徴として、広い周辺抑制野の存在が報告されている<sup>1)</sup>。中心興奮野に提示された刺激と同じ波長構成、また同じ空間周波数成分を持った刺激が周辺抑制野に提示されると、中心部刺激に対する興奮反応が抑制され、周辺

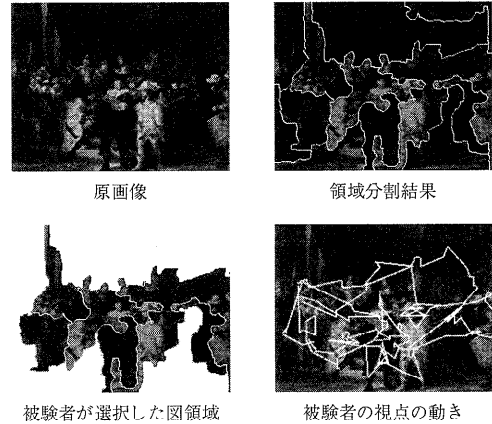


図2 視点追跡実験結果

Fig. 2 An example of a result from the eyetracking experiments.

抑制野に提示した刺激を徐々に変化させると中心部刺激の興奮反応に対する抑制が弱められる。この周辺抑制の働きが図と地の分離に寄与していると考えられている<sup>1)</sup>。V4野では入力された刺激に対する意味的な情報処理は行われていない。つまり、この段階では、入力されたシーンの意味や観測者の興味などによる誘目度評価が行われていないことになる。とすれば、図と地の分離が誘目度評価より先に行われるとする著者らの仮説は妥当であると考えられる。

以上の考察から、画像の注目領域を抽出するためには、従来手法のように画像の物理的特徴量を基に誘目度を直接評価するのではなく、本仮説と同様にまずは注目に値する領域として図領域を抽出し、その後図領域の誘目度を評価したうえで、各領域が注目領域であるか否かを判断する必要があると考える。よって著者らは、画像領域の誘目度評価処理の前処理として画像を図と地に分離する手法を開発した。

本論文では、上記V4野の周辺抑制機能から、画像の各領域とその周辺との波長（色）および空間周波数成分（テクスチャ）の違い（コントラスト）を基に図領域と地領域がある程度分離可能であるとし、画像の各領域の色およびテクスチャのコントラスト情報を基に画像を図領域と地領域に分離することにした。

### 3. 領域のコントラスト情報を用いた図領域と地領域の分離

#### 3.1 コントラストパラメータの定義

領域とその周辺の違いを定義する際、「周辺」を領域の近傍に限定すれば、隣接する領域との違いのみ考慮すればよいが、「周辺」を画像全体まで広げて考えれば、画像全体との違いも考慮すべきである。本論文で

は、上記「近傍との違い」と「画像全体との違い」をコントラストパラメータに含めることにした。以下、本論文では隣接する領域間の違いをローカルコントラスト、領域と画像全体との違いをグローバルコントラストと呼ぶことにする。

上記に加え、これまで認知心理学の研究において、フォーカス、つまり領域の鮮明度が図と地の判別に大きく寄与する物理的特徴の1つであることが明らかとなっている<sup>15)</sup>。よって本論文では、領域の鮮明度もコントラストパラメータの1つとして含めることにした。

以下、定義したコントラストパラメータを示す。

(1) 色のローカルコントラスト

$$f_{i,1} = \frac{ColorDif_i - \min_k(ColorDif_k)}{\max_j(ColorDif_j) - \min_k(ColorDif_k)} \quad (1)$$

$$ColorDif_i = w_i \cdot \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} RgnColDif_{i,j} \quad (2)$$

$$RgnColDif_{i,j} = \sqrt{(Lt_i - Ls_j)^2 + (at_i - as_j)^2 + (bt_i - bs_j)^2} \quad (3)$$

$$w_i = \frac{1}{|e_i - 2|} \cdot \frac{tl_i}{l_i} \quad (4)$$

- $f_{i,1}$ : 領域  $i$  の色のローカルコントラスト  
 $ColorDif_i$ : 領域  $i$  と隣接する領域との平均色差  
 $RgnColDif_{i,j}$ : 領域  $i$  と隣接領域  $j$  との均等知覚色空間  $L^*a^*b^*$  における色差  
 $w_i$ : 領域  $i$  のペナルティ係数  
 $e_i$ : 領域  $i$  のマスク画像のオイラー数  
 $tl_i$ : 領域  $i$  と隣接領域との接線の長さ  
 $l_i$ : 領域  $i$  の外周長  
 $Lt_i, at_i, bt_i$ : 領域  $i$  の均等知覚色空間  $L^*a^*b^*$  における平均色  
 $Ls_j, as_j, bs_j$ : 隣接領域  $j$  の均等知覚色空間  $L^*a^*b^*$  における平均色  
 $n_i$ : 領域  $i$  の隣接領域の数

(2) テクスチャのローカルコントラスト

$$f_{i,2} = \frac{TexDif_i - \min_k(TexDif_k)}{\max_j(TexDif_j) - \min_k(TexDif_k)} \quad (5)$$

$$TexDif_i = w_i \cdot \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} RgnTexDif_{i,j} \quad (6)$$

$$RgnTexDif_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^{n_f} (Tt_{i,k} - Ts_{j,k})^2} \quad (7)$$

$f_{i,2}$ : 領域  $i$  のテクスチャのローカルコントラスト

$TexDif_i$ : 領域  $i$  と隣接する領域とのテクスチャ特徴ベクトルの平均距離

$RgnTexDif_{i,j}$ : 領域  $i$  と隣接領域  $j$  とのテクスチャ特徴ベクトルの距離

$w_i$ : 領域  $i$  のペナルティ係数

$Tt_{i,k}$ : 領域  $i$  のテクスチャ特徴ベクトル

$Ts_{j,k}$ : 領域  $j$  のテクスチャ特徴ベクトル

$n_f$ : テクスチャ特徴ベクトルの要素数

$n_i$ : 領域  $i$  の隣接領域の数

(3) 色のグローバルコントラスト

$$f_{i,3} = \frac{GRgnColDif_i - \min_k(GRgnColDif_k)}{\max_j(GRgnColDif_j) - \min_k(GRgnColDif_k)} \quad (8)$$

$$GRgnColDif_i = w_i \cdot \sqrt{(Lt_i, L_{av})^2 + (at_i - a_{av})^2 + (bt_i - b_{av})^2} \quad (9)$$

$f_{i,3}$ : 領域  $i$  の色のグローバルコントラスト

$GRgnColDif_i$ : 領域  $i$  の平均色と画像の平均色との均等知覚色空間  $L^*a^*b^*$  における色差

$L_{av}, a_{av}, b_{av}$ : 画像の均等知覚色空間  $L^*a^*b^*$  における平均色

$w_i$ : 領域  $i$  のペナルティ係数

(4) テクスチャのグローバルコントラスト

$$f_{i,4} = \frac{GRgnTexDif_i - \min_k(GRgnTexDif_k)}{\max_j(GRgnTexDif_j) - \min_k(GRgnTexDif_k)} \quad (10)$$

$$GRgnTexDif_i = w_i \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{n_f} (Tt_{i,k} - Tav_k)^2} \quad (11)$$

$f_{i,4}$ : 領域  $i$  のテクスチャのグローバルコントラスト

$GRgnTexDif_i$ : 領域  $i$  と画像全体のテクスチャ特徴ベクトルの距離

$T_{av}$ : 画像全体のテクスチャ特徴ベクトル

$w_i$ : 領域  $i$  のペナルティ係数

$n_f$ : テクスチャ特徴ベクトルの要素数

## (5) 鮮明度

$$f_{i,5} = \frac{Focus_i - \min(Focus_k)}{\max_j(Focus_j) - \min_k(Focus_k)} \quad (12)$$

$$Focus_i = w_i \cdot \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} |\nabla Rc_{i,j}(x, y)| \quad (13)$$

$$|\nabla Rc_{i,j}(x, y)| = \sqrt{Rcx_{i,j}^2(x, y) + Rcy_{i,j}^2(x, y)} \quad (14)$$

- $f_{i,5}$  : 領域  $i$  の鮮明度  
 $Focus_i$  : 領域  $i$  の輪郭の平均エッジ強度  
 $|\nabla Rc_{i,j}(x, y)|$  : 領域  $i$  の輪郭画素  $j$  のエッジ強度  
 $Rcx_{i,j}$  : 領域  $i$  の輪郭画素  $j$  の  $x$  方向のグ  
ラジェント  
 $Rcy_{i,j}$  : 領域  $i$  の輪郭画素  $j$  の  $y$  方向のグ  
ラジェント  
 $w_i$  : 領域  $i$  のペナルティ係数  
 $n_i$  : 領域  $i$  の輪郭画素数

ここで、色のコントラストには CIE (Commission Internationale de l' Eclairage) が推奨する均等知覚色空間  $L^*a^*b^*$  における色差式を用いた<sup>8)</sup>。この色空間においては 2 つの色刺激を表す 2 点間の直線距離が、2 つの色刺激の間で知覚される色の差に対応する<sup>8)</sup>。よって本論文でも  $L^*a^*b^*$  均等知覚色空間を用いることにした。また、テクスチャ特徴ベクトルは、大きさと方向の異なる複数のガボールフィルタで構成したフィルタバンクにより画像をフィルタリングしたときの応答を要素とするベクトルで表現した。ガボールフィルタバンクによるテクスチャ表現は、これまで領域分割やパターンマッチングの研究において用いられてきた<sup>12)~14)</sup>。ただし、フィルタバンクの各フィルタリング応答間には直交性がない。そのため、フィルタリング応答で構成したテクスチャ特徴ベクトルの各要素には冗長な情報が含まれる可能性がある。そこで、フィルタバンク内の各フィルタのパラメータを文献 12) の手法を用いて決定することにより、フィルタリングした結果に冗長な情報が含まれないようにした。この手法は、図 3 に示すように、隣接するフィルタが Half-Peak で接するようにフィルタのスケールおよび方位パラメータを定めるものである。今回、テクスチャの特徴を表現するために、24 個のフィルタ (4 スケール, 6 方向) を用いた。

式 (4) のペナルティ係数は、心理学分野で得られた下記の知見に基づいて定義した。

知見 1 閉じた、あるいは、囲まれた領域は図になりやすい<sup>1)</sup>。

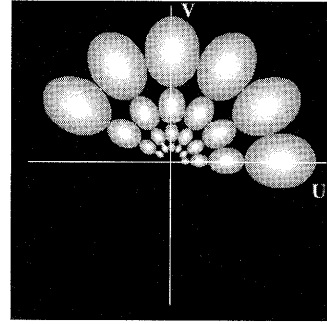


図 3 ガボールフィルタのレスポンス  
Fig. 3 Response of a Gabor filter bank.

知見 2 図には輪郭があるが地にはない<sup>15)</sup>。

知見 1 に関して、ある領域が他の領域を包含しているか否かを判断するために各領域のマスキメージを作成し、そのマスキメージに対するオイラー数<sup>18)</sup>を求めた。オイラー数は、画像中のオブジェクトの数からオブジェクトが含んでいる穴の数を引いて得られる値である。たとえば、画像を領域分割した結果が図 4 の左となった場合、Region1 のマスキメージは図 4 の右となる。このとき、図 4 右のマスキメージのオイラー数は、画像中のオブジェクトの数が 1、オブジェクトが含んでいる穴の数が 2 であることから、-1 となる。この特徴に基づき、領域が他の領域を包含する数が多いほどコントラストパラメータの値が小さくなるように、上記で求めたオイラー数から 2 を引き絶対値を求め、その逆数を各コントラストパラメータに掛けることにした (式 (4) 右辺の左側)。この定義によれば、領域が他の領域をまったく含まない場合は 1、領域が他の領域を 1 つ含む場合は 1/2 となる。

知見 2 に関して、たとえば図 4 左の Region4, Region5, Region6, Region7 のように画像の縁に接している領域は図になりにくいといわれている<sup>15)</sup>。そこで、他領域との接線の長さを領域の外周で割った値 (式 (4) 右辺の右側、図 5 参照) を各コントラストパラメータに掛けることにより、画像の縁に接している領域のコントラスト値を抑制することにした。

### 3.2 主観評価実験による図領域と地領域の特徴抽出

画像の観測者が図として認識する領域と地として認識する領域の特徴を 3.1 節で定義したパラメータを用いて分析するために、100 枚の画像 (絵画および写真) および 15 人の被験者 (年齢が 20~30 代) に対して以下の実験を行った。

手順 1 原画像を領域分割した結果を基に図 6 に示すような評価シート作成し、被験者に与えた。

手順 2 原画像を CRT (解像度 2048 × 2048) に表

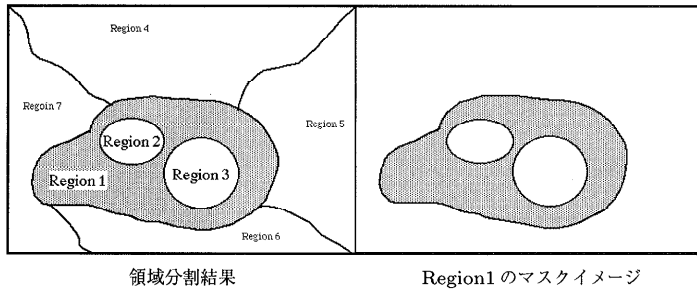


図4 領域のマスキメージ  
Fig. 4 An example picture of the mask image.

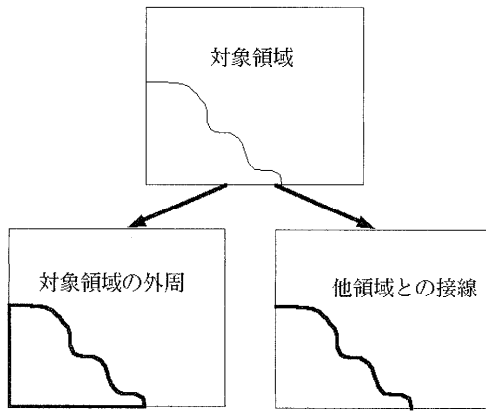


図5 領域の外周と他領域の接線  
Fig. 5 A region that touches the edge of a picture.

示し、被験者に提示した。

手順3 評価シートに示された各分割領域が図領域であるか地領域であるかを判断し、図領域であれば1をマークする、地領域であれば0をマークするよう被験者に教授した。

手順1の領域分割手法としてEdge Flowモデル<sup>16)</sup>を用いた。この手法は、色およびテクスチャの情報を1つのモデルで統一的に扱うことが可能で、色およびテクスチャが均一な部分を1領域として分割可能である<sup>16)</sup>。つまりこの特徴は、本論文における色およびテクスチャのコントラストから図領域を抽出する目的に適している。よってEdge Flowモデルを領域分割手法に用いることにした。今回、同モデルのパラメータとして文献17)に記載のものを用いた。

実験後、被験者が図領域として選択した領域と地領域として選択した領域(合計1162領域)のコントラストパラメータを計測した。次に、計測値を基に図領域と地領域を判別可能か否かを検証するために主成分分析によって計測値を3次元以下の統合特性値に要約することにした。表1に主成分分析結果を示す。

本実験結果から、第3主成分までの累積寄与率が

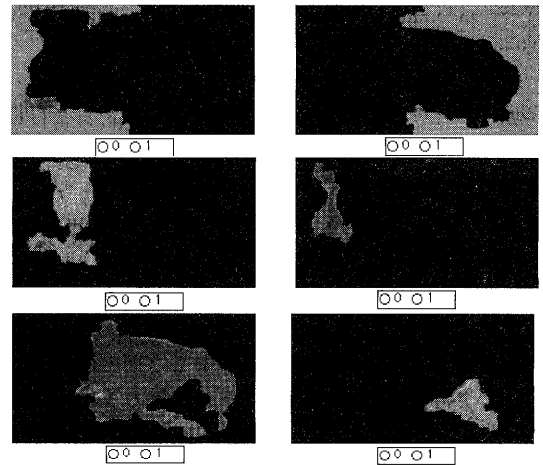


図6 評価シート  
Fig. 6 An example of experimental sheet.

88.2%であることから第3主成分までの情報を用いて母集団の情報をほぼ表現可能であることが分かった。そこで、各領域の第3主成分までの主成分得点を求め、本実験において過半数の被験者が図領域と認識した領域と、過半数の被験者が地領域と認識した領域とにグループ分けしてグラフにプロットした。その結果、主成分空間上では図領域と地領域をある程度判別可能であることが分かった。図7(3277ページ参照)に主成分得点をプロットした結果を示す。

以上から本論文では、各領域のコントラストパラメータを主成分空間に写像し図領域と地領域の判別を行うことにした。

### 3.3 最尤法による図領域と地領域の判別

多次元の特徴データから、そのデータがどのカテゴリに属するかを判別する一般的な手法として最尤法がある<sup>19)</sup>。最尤法は、未知のデータが各カテゴリに属する場合の確率(尤度)を求め、尤度が最も高いものをデータが属するカテゴリとする確率的手法である。

本論文においても、3.2節で示した主成分分析結果

表 1 主成分分析結果  
Table 1 The result of PCA.

コントラスト パラメータ	主成分				
	第一主成分	第二主成分	第三主成分	第四主成分	第五主成分
f1	0.46	0.46	0.22	0.51	-0.51
f2	0.52	-0.29	-0.13	0.48	0.63
f3	0.35	0.68	-0.22	-0.49	0.35
f4	0.45	-0.39	-0.60	-0.27	-0.46
f5	0.43	-0.30	0.73	-0.44	-0.01
寄与率	54.41	22.10	11.72	8.24	3.54
累積寄与率	54.41	76.50	88.22	96.46	100.00

から、主成分得点を特性データとし、未知の領域データが図領域であるか地領域であるかを最尤法を用いて判別することにした。

主成分得点からなるベクトルを領域の特性データ  $X$  とし、図領域を  $c_1$ 、地領域を  $c_2$  とする。

$c_i$  の生起確率を  $P(c_i)$ 、 $X$  の  $c_i$  に対する尤度を  $p(X|c_i)$  とする。このとき、以下の条件が成立するとき  $X$  が図領域  $c_1$  に属するとした。

$$p(X|c_1)P(c_1) \geq p(X|c_2)P(c_2) \quad (15)$$

ここで、画像には様々なものがあり、地領域の数が図領域の数よりも多い画像や、逆に肖像画や風景画のように大半が図領域で占められており、図領域の数が地領域の数よりも多い画像、さらには、図領域と地領域の数がほぼ一致している画像も存在する。実際に、本実験で用いた図領域と地領域の割合は全体で図領域が 0.48、地領域が 0.52 であった。そこで、図領域と地領域の割合は画像によることを考慮し、 $P(c_1) = P(c_2)$  とした。

$$P(c_1) = P(c_2) \quad (16)$$

よって、式 (15) は、

$$p(X|c_1) \geq p(X|c_2) \quad (17)$$

となる。ここで、 $p(X|c_i)$  が  $K$  次元正規分布で近似可能であると仮定すると、 $p(X|c_i)$  は、

$$p(X|c_i) = \frac{1}{(2\pi)^{K/2}|V_i|^{1/2}} \cdot \exp \left[ -\frac{1}{2}(X - \bar{X}_i)^t V_i^{-1} (X - \bar{X}_i) \right] \quad (18)$$

となる。ここで、 $V$  は分散・共分散行列である。

式 (18) を式 (17) に代入し両辺の対数を取り整理すると、次式のようになる。

$$\log \frac{|V_1|}{|V_2|} + (X - \bar{X}_1)^t V_1^{-1} (X - \bar{X}_1) - (X - \bar{X}_2)^t V_2^{-1} (X - \bar{X}_2) \leq 0 \quad (19)$$

以上から下記に示す判別関数  $Dis(X)$  を定義し、未知領域に対する図領域および地領域の判別を行うこととした。

$$Dis(X) = \log \frac{|V_1|}{|V_2|} + (X - \bar{X}_1)^t V_1^{-1} (X - \bar{X}_1) - (X - \bar{X}_2)^t V_2^{-1} (X - \bar{X}_2) \quad (20)$$

if  $Dis(X) \leq 0$  then  $X$  は図領域

### 3.4 図領域抽出法

3.3 節で示した判別関数を用いて、画像から図領域を抽出する手法を開発した。本手法の処理手順は以下のとおりである。

- 処理 1) Edge Flow モデルによる画像領域分割
- 処理 2) 各領域のコントラストパラメータの計測
- 処理 3) パラメータを主成分空間へ写像
- 処理 4) 判別関数による判別
- 処理 5) 判別関数によって求めた値が負である領域を出力

本論文では、3.2 節で示した図領域と地領域の判別境界は、第 5 主成分までのすべての情報を用いればより明確になるとし、処理 3) の主成分空間への写像は主成分分析の結果得られた係数を基に以下の式を用いて行うこととした。

$$X' = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5] \begin{bmatrix} 0.46 & 0.46 & 0.22 & 0.51 & -0.51 \\ 0.52 & -0.29 & -0.13 & 0.48 & 0.63 \\ 0.35 & 0.68 & -0.22 & -0.49 & 0.35 \\ 0.45 & -0.39 & -0.60 & -0.27 & -0.46 \\ 0.43 & -0.30 & 0.73 & -0.44 & -0.01 \end{bmatrix} \quad (21)$$

また式 (20) の  $\bar{X}_1$ 、 $\bar{X}_2$ 、 $V_1$ 、 $V_2$  は、同様に主成分分析の結果から下記のとおり求めた。

$$\bar{X}_1 = \begin{bmatrix} 0.96 \\ -0.05 \\ 0.13 \\ 0.01 \\ 0.0 \end{bmatrix} \quad (22)$$



図8 図領域抽出実験結果

Fig. 8 Examples of the figure extraction results.



表 2 被験者ごとの判別誤差

Table 2 Discrimination errors of the method for each subject.

被験者番号	判別誤差 (全体)	判別誤差 (図領域)	判別誤差 (地領域)
1	0.22	0.12	0.10
2	0.21	0.09	0.12
3	0.23	0.08	0.15
4	0.24	0.14	0.10
5	0.21	0.14	0.07
6	0.22	0.14	0.08
7	0.23	0.12	0.11
8	0.23	0.16	0.07
9	0.20	0.10	0.10
10	0.22	0.11	0.11
11	0.24	0.14	0.10
12	0.22	0.13	0.09
13	0.22	0.14	0.08
14	0.21	0.10	0.11
15	0.23	0.13	0.10
16	0.21	0.09	0.12
17	0.23	0.12	0.11
18	0.22	0.12	0.10
19	0.23	0.10	0.13
20	0.20	0.11	0.09
平均	0.22	0.12	0.10
被験者モデル	0.20	0.11	0.09

$$\bar{X}_2 = \begin{bmatrix} -0.66 \\ 0.03 \\ -0.09 \\ -0.01 \\ 0.0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$V_1 = \begin{bmatrix} 2.71 & -0.02 & -0.21 & -0.09 & 0.03 \\ -0.02 & 1.35 & 0.0 & 0.04 & 0.01 \\ -0.21 & 0.0 & 0.53 & -0.01 & 0.03 \\ -0.09 & 0.04 & -0.01 & 0.41 & 0.0 \\ 0.03 & 0.01 & 0.03 & 0.0 & 0.19 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$V_2 = \begin{bmatrix} 1.66 & 0.07 & 0.01 & 0.05 & -0.02 \\ 0.07 & 0.94 & 0.01 & -0.03 & -0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.56 & 0.01 & -0.02 \\ 0.05 & -0.03 & 0.01 & 0.43 & 0.0 \\ -0.02 & -0.01 & -0.02 & 0.0 & 0.20 \end{bmatrix} \quad (25)$$

#### 4. 図領域抽出法の評価

##### 4.1 図領域抽出法評価実験

3.4 節で示した図領域抽出法が抽出する領域と、実際に人が図領域として選択する領域がどの程度一致するかを評価するために、男女合わせて 20 人の被験者 (年齢が 20~30 代) に対して 3.2 節と同様の実験を

行った。本実験では、3.2 節の実験で用いた画像とは別の絵画および写真画像 50 枚を用いた。

次に、同画像に対して本手法を適用し、図領域の抽出を行った。

なお、主観評価実験および図領域抽出実験において領域分割に用いた Edge Flow モデルのパラメータは、文献 17) 記載のものと同様の値を用いた。

そして、被験者が選択した図領域と本手法で抽出した図領域とがどの程度一致するかを評価することにより本手法の有効性を検証した。

##### 4.2 実験結果

図 8 に本実験において本手法が抽出した図領域の例を示す。なお、図領域抽出にかかる時間は SGI-OCTANE (CPU: R10000, 250 MHz) で 3 分程度であった。

次に、本手法によって抽出した図領域と、被験者が選択した図領域がどの程度一致したかを評価するために、以下の式を用いて判別誤差を求めた。

$$Err = \frac{e_1 + e_2}{nr} \quad (26)$$

$Err$ : 判別誤差

$e_1$ : 被験者が選択した図領域を誤って地領域と判別した領域数

$e_2$ : 被験者が選択した地領域を誤って図領域と判別

表3 情報量別の判別誤差

Table 3 Discrimination errors of the method for each amount of data.

被験者番号	第五主成分まで	第四主成分まで	第三主成分まで	第二主成分まで	第一主成分まで
1	0.22	0.24	0.22	0.24	0.23
2	0.21	0.23	0.22	0.23	0.23
3	0.23	0.23	0.23	0.24	0.23
4	0.24	0.25	0.25	0.25	0.26
5	0.21	0.23	0.22	0.25	0.26
6	0.22	0.23	0.22	0.24	0.24
7	0.23	0.24	0.24	0.25	0.26
8	0.23	0.24	0.24	0.25	0.26
9	0.20	0.21	0.21	0.23	0.24
10	0.22	0.23	0.22	0.24	0.24
11	0.24	0.25	0.24	0.26	0.25
12	0.22	0.23	0.22	0.23	0.23
13	0.23	0.24	0.23	0.24	0.24
14	0.21	0.22	0.21	0.23	0.23
15	0.23	0.25	0.24	0.25	0.24
16	0.21	0.21	0.22	0.22	0.22
17	0.23	0.24	0.24	0.25	0.25
18	0.22	0.22	0.21	0.23	0.22
19	0.23	0.24	0.24	0.24	0.24
20	0.20	0.21	0.21	0.22	0.21
平均	0.22	0.23	0.23	0.24	0.24
被験者モデル	0.20	0.22	0.21	0.23	0.22

表4 画像ごとの判別誤差

Table 4 Discrimination errors of the method for each picture.

画像番号	判別誤差	画像番号	判別誤差	画像番号	判別誤差	画像番号	判別誤差	画像番号	判別誤差
1	0.45	11	0.20	21	0.14	31	0.33	41	0.36
2	0.11	12	0.17	22	0.00	32	0.17	42	0.43
3	0.00	13	0.13	23	0.19	33	0.38	43	0.00
4	0.08	14	0.20	24	0.20	34	0.27	44	0.27
5	0.06	15	0.30	25	0.18	35	0.13	45	0.29
6	0.00	16	0.24	26	0.36	36	0.20	46	0.11
7	0.00	17	0.67	27	0.31	37	0.28	47	0.20
8	0.38	18	0.11	28	0.00	38	0.39	48	0.11
9	0.00	19	0.17	29	0.23	39	0.22	49	0.22
10	0.25	20	0.09	30	0.14	40	0.33	50	0.20

した領域数

$nr$ : 画像の領域数

表2に各被験者ごとの平均判別誤差および各平均判別誤差の内訳を示す。また、各領域に対して過半数の被験者が図領域とした、つまり、図領域選択率が0.5以上である領域を図領域とし、逆に同選択率が0.5以下である領域を地領域としたときの判別誤差を表2の「被験者モデル」の項目に示す。

本実験結果から、本手法の判別誤差は、被験者間の平均で0.22、被験者モデルに対しては0.20であった。つまり、被験者間の平均で78%の割合で図領域と地領域を正確に判別し、被験者モデルに対しては、80%の割合で図領域と地領域を正確に判別した。また、判別誤差の内訳は、 $e_1$ に対して平均で0.12、 $e_2$ に対して

平均で0.10、被験者モデルにおいては、 $e_1$ に対して0.11、 $e_2$ に対して0.09であり、わずかながら図領域を誤って地領域と判別した割合が上回った。

次に、3.3節で示した判別関数において、第何主成分までの情報を使用すれば判別誤差が最少となるかを調査した結果を表3に示す。表3に示すように、やはり、第5主成分までのすべての情報を用いて判別した方が最も精度が良い結果となった。

#### 4.3 実験結果に対する考察

上記結果から、本手法は画像の図領域と地領域をほぼ正確に判別することが可能であり、本手法は有効であるといえる。ここでは、本手法の判別誤差をさらに小さくするために必要な改善点に関して考察する。

ここで、本手法は3.2節および3.3節で示したよう

に、被験者の平均的な判別傾向を基に判別関数の最適化を行った。よって、本手法の本来の性能を評価するうえで4.2節に示す被験者モデルに対する結果を基に議論した方が妥当である。そこで、以下では被験者モデルに対する結果のみに着目し、考察することに

した。

表4に被験者モデルに対する各画像ごとの判別誤差を示す。

表4から、判別誤差が0.3以上である画像について調べたところ、主に以下に示す3つの特徴が見られた。  
特徴1) 図領域と地領域との間で物理的な差異がほとんど見られない場合

特徴2) 分割された領域内に図と地が両方含まれている場合

特徴3) 被験者間に判別のばらつきがある場合

特徴1)は、たとえば図9に示す画像(画像番号33, 判別誤差0.33)のように、被写体の服の部分は人間が見れば背景と区別がつくが、物理的な観点からは差は微小である。人間には、画像中の物体が認識できれば、その物体の一部と背景部分との物理的な差が微小であっても、意味的な情報から物体の境界を正確に識別する能力がある。物理的特徴量のみから図領域を抽出する本手法では、このような領域を図領域として判別することは困難である。この問題を解決するために

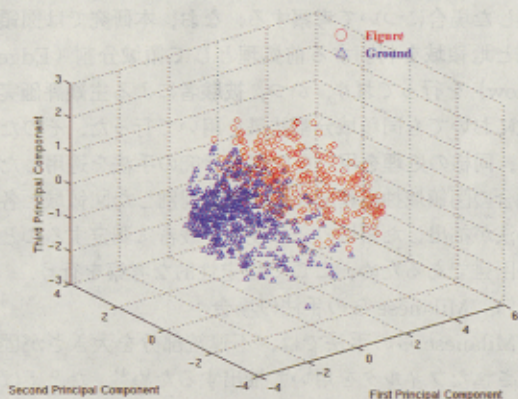


図7 主成分得点グラフ

Fig. 7 A graph of principal values.

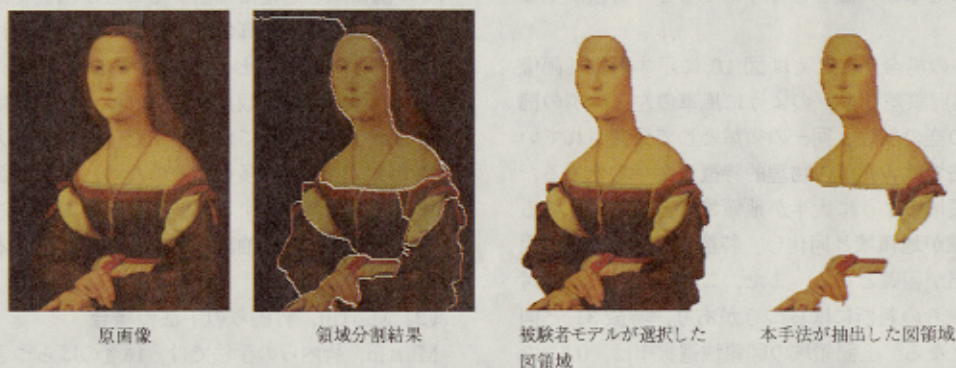


図9 判別誤差が大きい画像(その1)

Fig. 9 An example picture that the method could not extract figure properly.



図10 判別誤差が大きい画像(その2)

Fig. 10 Another example picture that the method could not extract figure properly.

表5 図領域選択率別の判別誤差

Table 5 Discrimination errors of the method for each selection rate.

選択率(%)	データ出現率	判別誤差
0-10	0.46	0.11
10-20	0.05	0.31
20-30	0.04	0.40
30-40	0.02	0.30
40-50	0.03	0.43
50-60	0.03	0.43
60-70	0.04	0.32
70-80	0.03	0.38
80-90	0.05	0.36
90-100	0.25	0.18

は、画像認識により画像の意味的な情報を獲得し、物理的特徴量からでは獲得困難な情報を補うことによって、図領域と地領域を正確に判別可能とする機能を追加する必要がある。しかしながら、画像の意味的な情報を自動的に獲得することは非常に困難であるため、意味情報を物理情報に置換可能な何らかのモデルを導入し、それを事前知識として与えるなどの方法が望まれる。

特徴2)の場合、たとえば図10に示す画像(画像番号1, 判別誤差0.45)のように風車の左下の羽の部分背景の空の部分と同一の領域として分割されている。本手法では各領域の物理的特徴量を平均化するため、この領域のように大半が地領域で占められている場合、領域が地領域と同化し、特徴1)と同様の原因により抽出が困難となる。また、このような領域に対しては被験者の判断にばらつきがあり、特徴3)と同様の原因となる。上記領域の図領域選択率は、0.55であり、ほぼ半数ずつの被験者が同領域を図領域あるいは地領域と判断している。そこで、選択率と判別誤差の関係を調査した。表5にその結果を示す。表5は、各領域の図領域選択率を求め、10%ごとに判別誤差を求めたものである。また、各選択率に対するデータの出現度も求めた。表5から、選択率が90%以上、あるいは10%以下、つまり、ほとんどの被験者が図領域あるいは地領域と判断した領域に対する判別誤差はそれぞれ0.18, 0.11と低い。これに対し、選択率が40%から60%、つまり被験者の判断がバラつく領域では、判別誤差が0.43と大きくなっていることが分かった。ただし、判別誤差が0.3以上となる領域(選択率が10%から90%の領域)の出現率は合計でも29%で、選択率が10%以下、90%以上の領域の出現率(71%)に比べて非常に低いことから、本手法は現状でもほぼ安定した判別性能が得られるといえる。この問題を解

決し、判別性能をさらに向上させるためには、(1)1領域内に図と地が同時に含まれる場合は領域分割手法の改善が必要であり、(2)各被験者の個人差によるものである場合は個人適応の機能が求められる。

#### 4.4 関連研究との比較

ここで、本実験で用いた画像を関連研究の手法に適用した場合について考察する。なお、本研究では図領域と地領域を判別する前処理として領域分割(Edge Flow)を行っており、かつ、被験者による主観評価実験においても同領域分割結果を用いて行った。そのため、同様の処理を用いない関連研究の手法を適用した場合の図領域抽出精度(被験者が判別した図領域と各手法が抽出した領域の一致度)を厳密に測定することは困難であるため、ここでは定性的な考察を行う。

##### (1) Milanese らの手法の場合

Milanese らの手法では、不連続部分を大きさが固定されたフィルタを用いて抽出するため<sup>4)</sup>、たとえば図8の月夜の写真(画像番号43, 判別誤差:0.0)のように大きさが異なる図領域が複数存在する場合、すべての図領域を的確に抽出することが困難であると考えられる。絵画や写真の被写体は、人間が見れば1オブジェクト(領域)として認識するものであっても、画像の物理的特徴の観点から見れば、同領域は複数の小領域から構成されており、また、それらの大きさは一様ではない場合が多い。そのため、大きさが異なる複数の図領域が存在する画像に対してこの手法を適用し、図領域を的確に抽出することは困難であると考えられる。

##### (2) Martin, 竹内らの手法の場合

Martin, 竹内らの手法では、輝度のばらつきが大きい領域が注目領域として抽出される<sup>6),7)</sup>。そのため、背景が一様で、被写体に模様などのテクスチャ要素が多く含まれる画像であれば良好な抽出結果を得ることができる。しかしながら、たとえば図8の眠るヴィーナス(画像番号35, 判別誤差:0.13)のように背景の領域の方が被写体(ヴィーナスの体)の領域よりも輝度のばらつきが大きい画像(背景領域の平均標準偏差:16.74, ヴィーナスの体の標準偏差:7.38)も多く存在する。また、輝度情報のみからカラー画像の図領域を的確に抽出することは困難であると考えられる。

##### (3) 戸嶋らの手法の場合

戸嶋らは、色情報を用いて領域分割し、その後分割された領域の中で面積の大きい領域と画像の縁に接している割合が大きい領域を背景領域(地領域)とした<sup>10)</sup>。そのため、たとえば図8の自画像(画像番号3, 判別誤差:0.0)にこの手法を適用した場合、背景

領域と人物の服の領域が1領域として統合され、このことから人物の顔領域のみが抽出される可能性が高いと考えられる。また、仮にそれらの領域が別領域として分割されても、服の領域は画像の縁に接している割合が大きいことから図領域として抽出されない可能性が高いと考えられる。同様に、図8の月夜の写真のように画像の縁に接した地上部分が図領域と認識されやすい風景写真(画)の場合には判別誤差が大きくなると考えられる。

#### (4) 著者らの以前開発した手法の場合

著者らが以前開発した手法は、戸嶋らの手法と同様に色情報を用いて画像を領域分割し、分割された領域から色相、彩度、明度、周辺領域との色差、面積を求め、下記に示す色の誘目性と主観評価実験で得られた注目領域の特徴を基に定義した判別式を用いて注目領域と非注目領域を判別した<sup>9)</sup>。

- 暖色の方が寒色よりも目立つ
- 彩度が高いほうが目立つ
- 明度が高いほうが目立つ

この手法も(3)と同様に前処理で行う領域分割は、色情報のみを用いていたため、模様などのテクスチャ要素を多く含む画像に対しては良好な領域分割結果があまり期待できず、そのことが起因して誤判別を起こす可能性が高くなる。また、図8の月夜の写真の木の領域のような、暗く、寒色系の図領域に対しては地領域と誤認識する可能性が高いと考えられる。

以上の考察から、本論文で提案する手法は総合的に見て従来手法より図領域の抽出精度が高いと考える。

## 5. おわりに

本論文では、画像の各領域の色およびテクスチャのコントラストを特徴量とし、絵画や写真などの静止画像から図領域を抽出する手法に関して述べた。本手法の有効性を評価する実験では、提案手法は80%の割合で過半数の被験者が選択した図領域と地領域を正確に判別した。この結果から本手法の有効性を確認することができた。また、本手法は、図領域が地領域との物理的な区別が明確でない場合、分割された領域内に図と地が両方含まれている場合、被験者間に判別のバラつきがある場合において判別性能が低下することが分かった。これらの問題に関しては、画像認識により画像の意味的情報を獲得する機能および個人適応の機能の追加、領域分割手法の改善が必要となる。しかしながら、意味情報の獲得や個人適応化の実現は現状では非常に困難であるため、今後は領域分割手法の改善により本手法の判別性能のさらなる向上を目指す。以上

に加え、各領域の誘目度を的確に評価可能な手法の開発も行い、画像処理に関する様々な問題解決への応用も検討する予定である。

謝辞 本研究を進めるにあたりご指導いただいた(株)国際電気通信基礎技術研究所酒井保良会長に感謝いたします。

## 参考文献

- 1) 大山 正, 今井省吾, 和気典二: 感覚・知覚ハンドブック, 誠信書房(1996).
- 2) 久野義徳: アクティブビジョン—歴史と展望, 人工知能学会誌, Vol.10, No.4, pp.493-499 (1995).
- 3) 浜田高宏: デジタル圧縮画像の客観的評価方式, 映情学技報, HIR'98-32, pp.13-18 (1998).
- 4) Milanese, R.: Detecting Salient Regions in an Image from Biological Evidence to Computer Implementation, Ph.D. Thesis Univ. of Geneva (1993).
- 5) Koch, C. and Ullman, S.: Shifts in Selective Visual Attention: Towards the Underlying Neural Circuitry, *Matters of Intelligence*, pp.115-141, Reidel Publishing (1987).
- 6) Jagersand, M.: Saliency Maps and Attention Selection in Scale and Spatial Coordinates: An Information Theoretic Approach, *Proc. ICCV'95*, pp.195-202 (1995).
- 7) 竹内義則, 大西 昇, 杉江 昇: 情報理論に基づいたアクティブビジョンシステム, 信学論(D-II), Vol.J81-D-II, No.2, pp.323-330 (1998).
- 8) 日本色彩学会(編): 色彩科学ハンドブック(1994).
- 9) 田中昭二, 井上正之, 井上誠喜, 中津良平: 誘目性に寄与する物理的特徴量を基にした画像注目領域の抽出, 映情学誌, Vol.52, No.6, pp.881-890 (1998).
- 10) 戸嶋 朗, 八村広三郎: 絵画からの画面構成の抽出と検索への応用, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.3, pp.912-920 (1999).
- 11) Desimone, R., Schein, S.J., Moran, J. and Ungerleider, L.G.: Contour, color and shape analysis beyond the striate cortex, *Vision Research*, Vol.25, pp.441-452 (1985).
- 12) Manjunath, B.S. and Ma, W.Y.: Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No.8, pp.837-842 (1996).
- 13) Dunn, D. and Higgins, W.E.: Optimal Gabor Filters for Texture Segmentation, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.4, No.7, pp.947-964 (1995).
- 14) Jain, A.K. and Farrokhnia, F.: UNSUPERVISED TEXTURE SEGMENTATION US-

ING GABOR FILTERS, *Pattern Recognition*, Vol.24, No.12, pp.1167-1186 (1991).

- 15) Zakia, R.D.: *Perception and Imaging*, Focal Press (1997).
- 16) Ma, W.Y. and Manjunath, B.S.: Edge Flow: A Framework of Boundary Detection and Image Segmentation, *Proc. CVPR'97*, pp.744-749 (1997).
- 17) Ma, W.Y.: Netra: A Toolbox for Navigating Large Image Databases, Ph.D. Thesis Univ. of California Santa Barbara (1997).
- 18) Pratt, W.K.: *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, New York (1991).
- 19) 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会 (1992).  
(平成 10 年 12 月 28 日受付)  
(平成 11 年 6 月 3 日採録)



田中 昭二 (正会員)

1991年東京電機大学理工学部経営工学科卒業。同年三菱電機(株)情報電子研究所入社。主に3次元CGを用いたユーザインタフェースの研究に従事。1996年より(株)ATR

知能映像通信研究所へ出向。画像処理, 感性情報処理の研究に従事。また, 1998年より大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程に在学中。電子情報通信学会, 映像情報メディア学会, ACM各会員。1998年度映像情報メディア学会丹羽高柳賞論文賞受賞。



井口 征士 (正会員)

1940年生。1962年大阪大学工学部電気工学科卒業。1964年同大学院修士課程修了。1965年同大学基礎工学部制御工学科助手。1969年助教授。1984年教授(現大学院基礎

工学研究科システム人間系)。(財)イメージ情報科学研究所関西研究センター所長兼任。1966~67年フランス・サクレ原子力研究所, 1979~80年南カリフォルニア大学画像処理研究所客員。工学博士。専門はパターン計測, 特に三次元画像・音響信号等の計測。感性情報処理。著書「三次元画像計測」(昭晃堂), 「感性情報処理」(オーム社)等。電子情報通信学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, 人工知能学会, IEEE各会員。



岩館 祐一 (正会員)

1981年同志社大学工学部電子工学科卒業。同年NHK入局。旭川放送局を経て, 1985年より同放送技術研究所勤務, HDTV伝送システムの研究に従事。1998年よりATR知能映像通信研究所第3研究室室長。博士(工学)。電子情報通信学会, 映像情報メディア学会各会員。



中津 良平 (正会員)

1969年京都大学工学部電子工学科卒業。1971年同大学院修士課程修了。同年日本電信電話公社(現NTT)武蔵野電気通信研究所入所。1980年横須賀電気通信研究所。主として音声認識の基礎研究, 応用研究に従事。1990年NTT基礎研究所研究企画部長, 1991年NTT基礎研究所情報科学研究部長。1994年よりATRに移り, 現在(株)ATR知能映像通信研究所代表取締役社長。マルチメディア要素技術の研究およびマルチメディア技術を応用した通信方式の研究等に従事。工学博士(京大)。IEEE, 電子情報通信学会, 日本音響学会, 人工知能学会, 画像電子学会, 日本バーチャルリアリティ学会映像情報メディア学会各会員。