

感性情報を検索キーとした画像データベースの検討

室岡 尚樹 堀田 裕弘 本田 和博 村井 忠邦
 富山大学大学院 理工学研究科

概要: 本研究では、景観画像から受け取る感性情報を推定し、画像検索に応用する方法について検討した。まず景観画像から受け取る感性情報を、SD法に基づく評価実験を行い、因子分析により解析した。その結果4個の有意な因子が得られた。次にMPEG-7のVisual Partで標準化されているビジュアル記述子(Scalable Color Descriptor, Edge Histogram Descriptor)の特徴量、単色における色彩感性情報、Visual Attentionを表すSaliency Mapを用いて、感性情報をポテンシャル補間によって推定した。さらに、推定した感性情報を検索キーとして利用した感性語による検索が可能な画像検索システムを作成した。

Consideration of the image retrieval system using KANSEI information as the reference key

Naoki Murooka Yuukou Horita Kazuhiro Honda Tadakuni Murai
Graduate school of Science-and-engineering graduate course, Toyama University

Abstract: In this research, the KANSEI information received from a picture is analyzed and modeled from the relation of the experimental result by the semantic differential method. By using MPEG-7 descriptors such as Scalable Color Descriptor and Edge Histogram Descriptor, the KANSEI factors of monochromatic color, and the Saliency Map of Visual Attention, we consider the estimation method of the KANSEI informations from a landscape picture.

1 はじめに

現在、インターネット上には多くのマルチメディアコンテンツが偏在しており、これらの検索・管理の要求が高まってきている。マルチメディアコンテンツは、人間にある種の印象を与えることから、印象や感性に基づいたマルチメディアコンテンツの検索の要求が考えられる。本研究では、画像から受け取る感性情報を色彩を中心とした物理的特徴量から感性情報を推定し、得られた感性情報を用いて画像を検索するシステムを検討した。まずSD法と因子分析を用いて、4つ有意な因子を抽出した[1]。これらをMPEG-7のビジュアル記述子の特徴量、単色における色彩感性情報、Saliency Mapを用いて、景観画像から受け取る感性情報を推定した。

2 SD法による評価実験

景観画像における感性情報を推定するためには、まず人間が景観画像から受け取る感性情報を形成する因子を明らかにし、その特性を調べ解析する必要がある。そこで、SD法に基づいた主観評価実験を行い、景観画像の感性情報を構成する感性因子がどのようなものであるかを調べた。実験は表1の条件で行った。

SD法による実験結果を因子分析することにより4つの有意な因子が抽出された。抽出された因子と関係が深い評価語対から、第1因子を「評価性」の因子、第2因子を「活動性」の因子、第3因子を「力量感」の因子、第4因子を「明彩感」の因子と定めた[1]。表2に、各因子と関係の深い評価語対例を示す。

表 1: SD法による評価実験の条件

評価画像	景観画像 (640 × 480 pixel) 36枚
評定者数	53名 (大学生)
評価尺度	30尺度の形容詞対を 7段階評価
手続き	自然画像36枚をランダムな順番 で1度ずつ提示し、画像の評価を SD調査用紙に記入 提示時間の制限は無し

なお、回帰分析や補間によって推定するには、SD法の評価実験分では教師用のデータ量が不足していると思われたため、抽出された4因子を評価尺度に利用して追加実験を行い、景観画像200枚分の感性情報を得た。表3に実験条件を示す。

200枚の画像の被験者全員の評価得点に対して、評定者に関する各因子の標準偏差を求め、これを基にして評価値の平均値に対する95%の信頼区間を求めた。なお評価値のダイナミックレンジは-3~3である。

ともに未知の平均 μ と分散 σ^2 をもつ正規分布から抽出した大きさ n の標本の平均と分散を各々 \bar{x} , s^2 とすれば、式(1)が平均 μ に対する $100(1-\alpha)\%$ の信頼区間となる。

$$\bar{x} \pm t_{n-1; \frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n-1}} \tag{2.1}$$

表 2: 各因子と関係の深い評価語対例

因子	評価語対
因子 1 (評価性)	好き - 嫌い きれい - きたない 陽気な - 陰気な
因子 2 (活動性)	派手な - 地味な 静的な - 動的な 複雑な - 単純な
因子 3 (力量感)	かたい - やわらかい 強い - 弱い 暖かい - 冷たい
因子 4 (明彩感)	濃い - 薄い 明るい - 暗い 味わい深い - 味気ない

表 3: 追加実験の条件

刺激材料	景観画像 (640 × 480 pixel) 200 枚
使用尺度	4 尺度, 7 段階評価
被験者	学生 15 名
手続き	画像 200 枚をランダムに 3 度ずつ提示

表 4 はその結果である。4 因子ともに ± 0.6 程度の信頼区間となった。よって、本実験で得られた画像に対する評価得点には ± 0.6 程度の誤差があるので、因子得点の推定精度としては、平均推定誤差として ± 0.6 程度を目標とする。

表 4: 平均値の信頼区間

因子	標準偏差	信頼区間
因子 1 (評価性)	1.163	± 0.640
因子 2 (活動性)	1.225	± 0.674
因子 3 (力量感)	1.111	± 0.611
因子 4 (明彩感)	1.186	± 0.653

3 MPEG-7 Descriptor

MPEG-7 はデジタル映像を含むマルチメディアコンテンツを検索するためのメタデータの国際標準規格である。すなわち、MPEG-7 は MPEG-1, 2, 4 に代表されるデジタルコンテンツの内容を記述し、コンテンツ検索のために用いられる [2]。

3.1 MPEG-7 Visual Part

MPEG-7 Visual Part には、映像コンテンツに対する記述子 (D) および記述スキーム (DS) が規定されている。具体的には、色、形状、模様、動き、画像内における部分指定を記述するためのツールの他、グリッド分割されたイメージにおいて各グリッド単位での特徴記述を可能としたツール、3 次元物体を様々な角度から見た場合の特徴記述を可能としたツール、ビデオなどにおける各特徴データの時間分布を特徴データの並びあるいは補間によって記述可能としたツールなどを規定している。

3.2 Color Descriptor

カラーヒストグラムに代表される Color Descriptor は、現在最も広く使われている特徴量で、代表的なものとして以下の 3 つの記述子が用意されている [3]。

- Dominant Color
- Scalable Color
- Color Structure

これら 3 つの記述子の使い分けは、

- 限定色領域の正確な記述には Dominant Color
- 広く使われている既存のカラーヒストグラムとの互換性が求められるアプリケーションなどの汎用的な用途には Scalable Color
- 医用画像などコストより精度がとにかく求められる用途には Color Structure

が適している。本研究では、景観画像を対象としているので、色の特徴量として、Scalable Color Descriptor を用いる。

3.2.1 Scalable Color Descriptor

Scalable Color Descriptor (SCD) は、HSV 色空間の色ヒストグラムに Haar 変換 (図 1(a) 参照) ベースのエンコードを施した記述子である [2]。H は色相、S は彩度、V は明度を表す。画像を HSV 色空間に変換した後、H を 16 レベル、S を 4 レベル、V を 4 レベルにそれぞれ分割し、256-bin のカラーヒストグラムを作る (図 1(b) 参照)。ここで、H は $0 \sim 2\pi$ 、S は $0 \sim 1$ 、V は $0 \sim 1$ である。さらに、Haar 変換によって、256-bin のカラーヒストグラムをそれぞれ 128, 64, 32, 16 の Haar 係数 (ヒストグラム) を求めることができる。表 5 に H, S, V それぞれの分割レベルを示す。

表 5: HSV 色空間等価分割テーブル [2]

coefficients	H	S	V
16	4	2	2
32	8	2	2
64	8	2	4
128	8	4	4
256	16	4	4

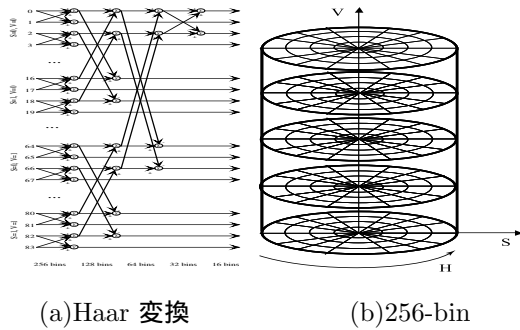


図 1: Scalable Color Descriptor の概要

3.3 Texture Descriptor

Texture Descriptor としては、エッジの局所的な分布状況を表す Edge Histogram Descriptor と、一様模様を表現する Homogeneous Texture Descriptor の 2 種類が規格化されている。両者は適用範囲・目的が異なり、前者は、一般的な自然画像での高周波成分の分布を含む領域に特化して、それを効率的に表現するツールである [3]。本研究では、景観画像を対象としているので、色の特徴量として、Edge Histogram Descriptor を用いる。

3.3.1 Edge Histogram Descriptor

Edge Histogram Descriptor (EHD) は、ローカルエッジ情報をヒストグラム化したもので、画像を 4×4 の区画に分割し、区画ごとに図 2(a) に示す 5 タイプのエッジ (vertical, horizontal, 45 degree, 135 degree, non-directional) がどの程度存在するかを記述する。画像中を 16 分割したローカル領域を、サブイメージと呼ぶ。それぞれのサブイメージに対して、エッジタイプが 5 つあるので、全体で $16 \times 5 = 80$ のヒストグラムビンを持つ。

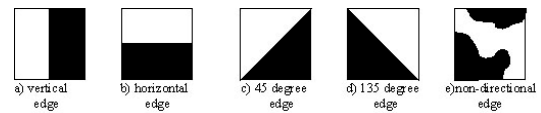
ローカルエッジヒストグラムビンだけでは、効率的なイメージマッチングに対して十分ではないため、ローカルエッジ分布と同様に、画像空間全体といくつかの水平方向と垂直方向のセミグローバルエッジ分布に対するエッジ分布情報が必要である。

グローバルエッジは画像空間全体に対するエッジ分布を表す。5 つのエッジ分布があるので、グローバルエッジヒストグラムは 5 つのビンを持っていて、

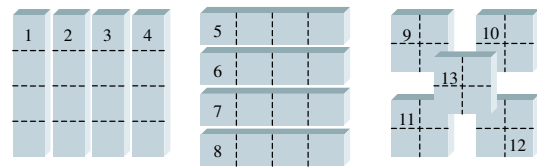
それぞれビンの値はローカルエッジのエッジタイプに対応する縮小されたビンの値を累積し、正規化することによって得られる。

同様に、セミグローバルエッジは、図 2(b) で示されるいくつかのサブセットからヒストグラムビン値を得ることができる。13 の異なるクラスターがあり、それぞれのクラスターに対して 5 つの異なるエッジタイプのためのエッジ分布を生成することができる。

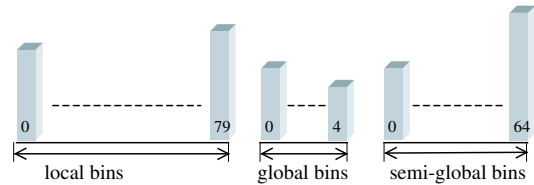
その結果、全体で 80bins (local) + 5 bins (global) + 65bins (13×5 , semi-global) = 150 のヒストグラムを得る (図 2(c) 参照)。



(a) Five types of edges



(b) Semi-Global-bin



(c) Overall histogram semantics

図 2: Edge Histogram Descriptor の概要

4 Saliency Map

人間は特定の領域の物理的的刺激 (色, 形, テキスチャなど) に注意を引きつけられ、これを表すものとして Saliency-Based Search Mechanism に基づく Saliency Map がある [4]。Saliency Map は、物体の目立つ部分を 2 次元マップで表したものである。図 3 にモデルを示す。

まず入力画像を線形フィルタによって intensity, color, orientation の特徴に分け、Low-pass フィルタとサブサンプリングから成る Gasussian pyramid 法を用いて 9 つのスケールの画像を作る。その後、それぞれの特徴において視覚許容範囲と近似された視野の中心 $c \in \{2, 3, 4\}$ と周辺視 $s = c + \delta$, $\delta \in \{3, 4\}$ との差を計算し、6 つの特徴マップを作る。それぞれの特徴マップごとに正規化し、これらを線形結合することによって、一つの "Saliency Map" が得られる。

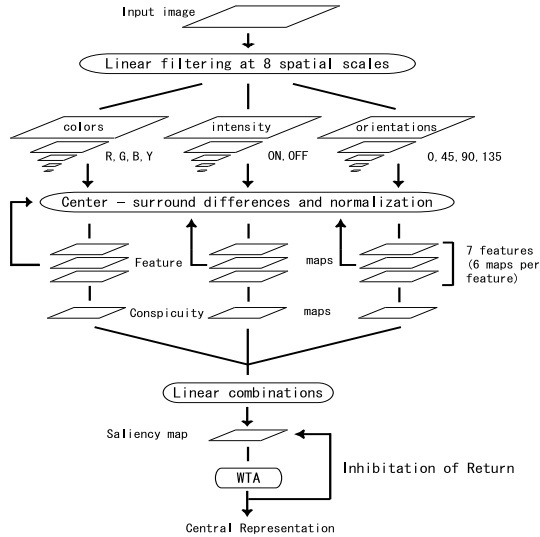
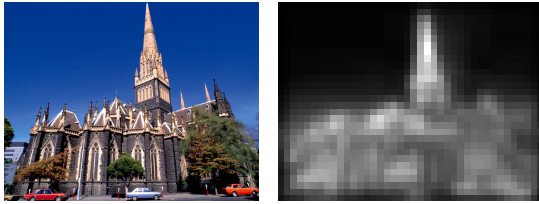


図 3: Saliency-Based Search Mechanism[4]



(a) 原画像 (b) Saliency Map

図 4: Saliency Map

5 単色における色彩感性情報

図 5 のように画像を 9 つの領域に分割し、各領域の HSV 色空間上での最大頻度ヒストグラムの色情報をもとに、単色の色刺激から受け取る感性情報を推定し、色彩感性値 (第 1 因子: 評価性, 第 2 因子: 力量性, 第 3 因子: 活動性) として利用する. 文献 [5] で得られている 201 色の因子得点を基にして、ポテンシャル補間による色彩感性値の推定を行った. ポテンシャル補間法は、与えられたデータ点から補間したい点までの距離に比例してデータ点の値に重みをかけ、その総和を補間したい点での補間値とする方法である. 色彩感性値は式 (5.1) ~ (5.3) のように定義した. f'_{1color_i} , f'_{2color_i} , f'_{3color_i} は、各小領域ごとの評価性, 力量性, 活動性の色彩感性値である.

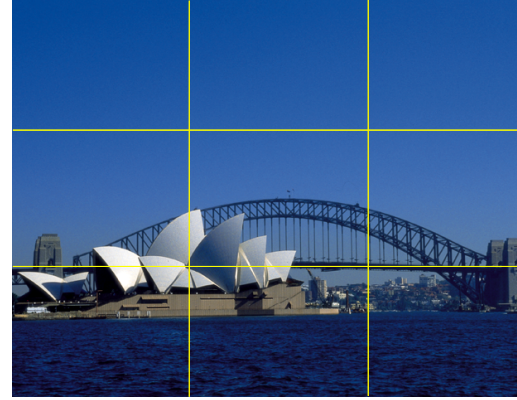


図 5: 画像の分割例

$$f_{1color_x} = \frac{1}{9} \sum_{i=0}^8 f'_{1color_i} \quad (5.1)$$

$$f_{2color_x} = \frac{1}{9} \sum_{i=0}^8 f'_{2color_i} \quad (5.2)$$

$$f_{3color_x} = \frac{1}{9} \sum_{i=0}^8 f'_{3color_i} \quad (5.3)$$

$$(5.4)$$

6 実験結果

評価実験で用いた 200 枚の画像を用いて、ポテンシャル補間による推定を行った. まず、入力画像より上述した画像特徴量を抽出し、教師用データ群との類似度をもとめる. 次に、類似度の高かった n 個の教師用データの感性情報を、類似度によって重みづけをし、ポテンシャル補間によって入力画像の感性情報を推定する. 類似度は式 (6.2) によって算出した. なお、 ΔSCD , ΔEHD は MPEG-7 で規定されている距離尺度である [2].

$$D_x = \Delta SCD_x + \Delta EHD_x + \Delta SM_x + \Delta f_{1color_x} + \Delta f_{2color_x} + \Delta f_{3color_x} \quad (6.1)$$

$$S_x = \frac{1}{D_x} \quad (6.2)$$

$$(x = 1, 2, \dots, 199)$$

x は使用した教師用画像データの番号, D_x は距離尺度, ΔSCD_x , ΔEHD_x は入力画像と教師データ間の画像特徴量の距離尺度, ΔSM_x は入力画像と教師データ間の Saliency Map の距離尺度, Δf_{1color_x} , Δf_{2color_x} , Δf_{3color_x} は入力画像と教師データ間の単色の色彩感性値の距離尺度を表す. ΔSCD_x は、256 から 16 の場合まで 5 つの距離尺度がある. これらの距離尺度の式を式 (6.3) ~ (6.8) に示す.

$$\Delta SCD_x = \sum_{i=0}^k |SCD_x[i] - SCD_{in}[i]| \quad (6.3)$$

$(k = 256, 128, 64, 32, 16)$

$$\Delta EHD_x = \sum_{i=0}^{79} |LE_x[i] - LE_{in}[i]|$$

$$+ 5 \times \sum_{i=0}^4 |GE_x[i] - GE_{in}[i]|$$

$$+ \sum_{i=0}^{64} |SGE_x[i] - SGE_{in}[i]| \quad (6.4)$$

$$\Delta SM_x = \sum_{i=0}^{1199} |SM_x[i] - SM_{in}[i]| \quad (6.5)$$

$$\Delta f_{1_{color_x}} = |f_{1_{color_x}} - f_{1_{color_{in}}}| \quad (6.6)$$

$$\Delta f_{2_{color_x}} = |f_{2_{color_x}} - f_{2_{color_{in}}}| \quad (6.7)$$

$$\Delta f_{3_{color_x}} = |f_{3_{color_x}} - f_{3_{color_{in}}}| \quad (6.8)$$

類似度 S_x が大きいものから順に n 個のデータを使用してポテンシャル補間により感性情報を算出した。なお補間する際に式 (6.9) のように類似度による重みづけを加えた。推定された感性情報を式 (6.10) のように定義した。 w_x が重み、 F_j は推定された感性因子得点、 F_{ix} は教師データ x の感性因子得点を表す。

$$w_x = \frac{S_x}{\sum_{x=1}^n S_x} \quad (6.9)$$

$$F_j = \sum_{x=1}^n w_x * F_{jx} \quad (6.10)$$

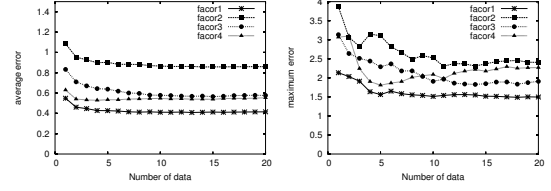
$$(j = 1 \sim 4)$$

6.1 類似度の重み係数が等しい場合

ポテンシャル補間の補間数は、平均誤差と最大誤差を考慮して $n=11$ とした (図 6(a), 6(b) 参照)。ポテンシャル補間によって推定された推定結果を表 6 に示す。使用した SCD は 32-bin である。また推定された感性因子得点と実験によって得られた感性因子得点との関係を図 7 に示す。

平均誤差については、因子 2(活動性)を除いて目標としていた信頼区間内に収まった。しかし、最大誤差については、どの因子も目標としていた信頼区間を大きく外れてしまった。

推定値と実測値の関係は、 $y=x$ の線に近い点ほど SD 法による結果から得られた感性情報との誤差が少ないことを表している。全体的に分布の傾きが小さく、±の大きいところで外れている。感性値の因子 2 をみても、かなりばらつきがある。



(a) 平均誤差

(b) 最大誤差

図 6: 補間数と平均誤差, 最大誤差の関係

表 6: 補間による推定値と実測値との誤差

因子	平均誤差	最大誤差
因子 1 (評価性)	0.411	1.537
因子 2 (活動性)	0.863	2.305
因子 3 (力量感)	0.575	1.964
因子 4 (明彩感)	0.542	1.977

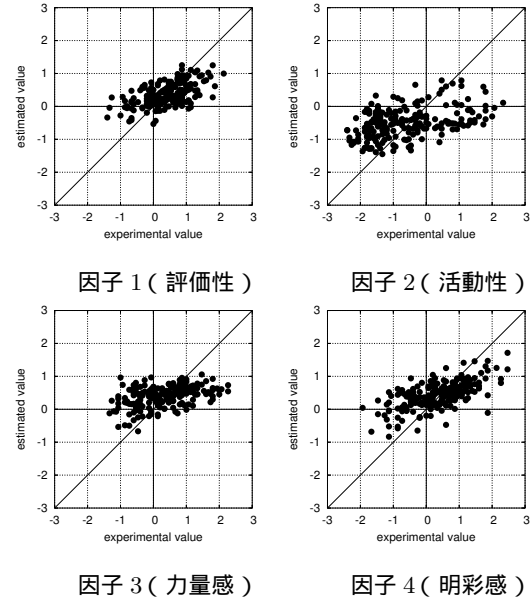


図 7: 推定値と実測値の関係

6.2 遺伝的アルゴリズム (GA) を用いて、類似度計算の重みを用いた場合

類似度を算出する際、各特徴量は等価に扱っていたが、推定に有用な特徴量もあれば、必要のない特徴量もあると考えられる。そこで特徴量ごとに類似度への重みづけを遺伝的アルゴリズムを用いて類似度算出時の重みを定め、推定を試みた。GA のパラメータを表 7 に示す。ポテンシャル補間の補間数は、同様に $n=11$ である。GA による重みつきポテンシャル補間の推定結果と求められた重み係数をそれぞれ表 8, 9 に示す。また推定された感性因子得点と実験によって得られた感性因子得点との関係を図 8 に示す。

表 7: GA パラメータ

個体数	10
染色体	6
世代	50
交叉	単純交叉
選択	エリート保存方式 ランク方式
変異率	0.1
適応度	推定結果の平均誤差

表 8: 補間による推定値と実測値との誤差 (重み係数有り)

因子	平均誤差	最大誤差
因子 1 (評価性)	0.396	1.440
因子 2 (活動性)	0.773	2.459
因子 3 (力量感)	0.545	2.036
因子 4 (明彩感)	0.504	2.093

表 9: GA により求められた重み係数

SCD	EHD	f_{1color}	f_{2color}	f_{3color}	SM
0.795	0.317	0.553	0.163	0.562	0.965
0.726	0.447	0.491	0.026	0.532	0.316
0.500	0.566	0.212	0.051	0.043	0.845
0.579	0.075	0.760	0.008	0.006	0.659

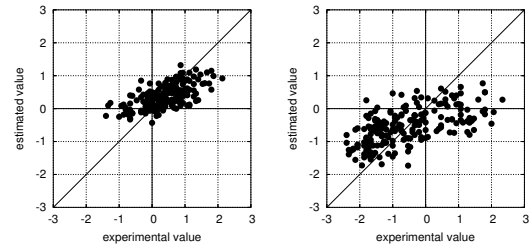
平均誤差については、重みが等しい場合よりも少し精度が改善されたが、因子 2(活動性) は同様に目標としていた信頼区間から外れてしまった。最大誤差についても重みが等しい場合と同様に、目標としていた信頼区間を大きく外れてしまった。因子 1 については重みが等しい場合よりも少し精度が改善されたが、他の 3 因子については精度が悪くなってしまった。

推定値と実測値の関係をみてみると、重みが等しい場合と同様に全体的に分布の傾きが小さく、±の大きいところで外れている。また、感性値の因子 2 をみてみると、かなりばらつきがある。

特徴量に対する重み係数は、値が大きければ大きいほど推定するにあたり重要な特徴量であることを表している。

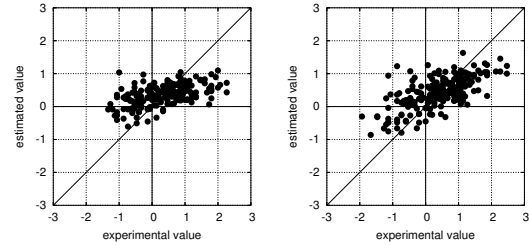
● 因子 1 (評価性)

- SCD と Saliency Map が高い値を示しており、これらが因子 1 の推定に重要である。また、単色の色彩感性値である f_{1color} (単色の色彩感性値の評価性) や f_{3color} (単色の色彩感性値の活動性) など、色を中心とした特徴量も因子 1 の推定に有用である。



因子 1 (評価性)

因子 2 (活動性)



因子 3 (力量感)

因子 4 (明彩感)

図 8: 推定値と実測値の関係 (重み係数あり)

● 因子 2 (活動性)

- SCD と f_{3color} (単色の色彩感性値の活動性) が高い値を示しており、これらが因子 2 の推定に重要である。また、EHD, f_{1color} (単色の色彩感性値の評価性) や f_{3color} (単色の色彩感性値の活動性) など、色を中心とした特徴量も因子 2 の推定に有用である。

● 因子 3 (力量感)

- SCD, EHD, Saliency Map が高い値を示しており、これらが因子 3 の推定に重要であると考えられる。単色の色彩感性値の係数が低いことから、テクスチャや物体の形状・大きさなどが因子 3 の推定に有用である。

● 因子 4 (明彩感)

- SCD, f_{1color} (単色の色彩感性値の評価性), Saliency Map が高い値を示しており、これらが因子 4 の推定に重要である。EHD, f_{2color} (単色の色彩感性値の力量性) や f_{3color} (単色の色彩感性値の活動性) が低いことから、色彩を中心とした特徴量が因子 4 の推定に有用であると考えられる。

SCD は各因子において高い値を示していることから、感性情報を推定するのに重要な特徴量であると考えられる。 f_{2color} (単色の色彩感性値の力量性) は各因子において低い値を示していることから、感性情報を推定するには有用でないと考えられる。

7 考察

推定された感性情報は、信頼区間内に収まるものもあれば、そうでないものもある。画像によって感性情報の推定精度が悪いのは、感性情報を推定するための特徴量が足りないと考えられる。そこで、推定された感性情報がどれくらい信頼区間に入るか、各因子ごとに信頼区間に入る割合を求めてみた。それを表 10 に示す。

表 10: 信頼区間に入る割合

因子	重み等価	GA
因子 1 (評価性)	0.79	0.79
因子 2 (活動性)	0.44	0.47
因子 3 (力量感)	0.62	0.62
因子 4 (明彩感)	0.69	0.70

GA によって推定された感性情報のほうがやや精度がよくなった。活動性の因子については、重みが等価な場合と GA の場合の両方において、半分以上が信頼区間より外れている。以下に信頼区間より外れる画像例を図 9 に示す。

- 評価性
 - 街並など、全体的に細かい画像
 - 図 9 の画像例では、実測値は-の大きな値であるが、推定値は 0 付近の+の値になった。
- 活動性
 - 全体的に建築物が占める割合が多い画像
 - 図 9 の画像例では、実測値は+の大きな値であるが、推定値は 0 付近の-の値になった。
- 力量感
 - 海や山など、同色で構成された画像や全体的に色相が少ない画像
 - 図 9 の画像例では、実測値は-の大きな値であるが、推定値は+の大きな値になった。
- 明彩感
 - 夕景や夜景など、全体的に明度と彩度が低い画像
 - 図 9 の画像例では、実測値は-の大きな値であるが、推定値は 0 付近の-の値になった。

因子全体で見ると、信頼区間から外れるものは、

- 実測値の絶対値が大きく、推定値が 0 付近にある場合

- 実測値と推定値の絶対値が同じくらいであるが、±が逆の場合

である。

因子別に推定値をみると、因子 2(活動性)だけが-の方向に多く分布していた。因子 2(活動性)が信頼区間から外れたのは、実測値と推定値の絶対値は同じくらいであるが、±が異なる場合が多かったと考えられる。



図 9: 信頼区間から外れる画像例

8 感性情報をキーとした画像データベース検索

SD 法によって抽出された因子を入力キーとした画像検索システムを試作した。まずユーザがイメージする画像の印象を 4 尺度の 7 段階値で入力する。なお推定には教師データからのポテンシャル補間(重み係数有り)によって推定した。検索結果は入力値と感性因子得点のユークリッド距離を求め、距離が小さい上位 5 つの画像を出力する。表 8 に画像データベースの仕様について示す。図 10 に検索結果例を示す。

表 11: 画像データベースの仕様

登録画像	景観画像 570 枚
検索方法	・4 つの感性語群を検索キーに 7 段階で入力 ・単項目検索可能 ・任意の組み合わせによる複数項目検索可能
検索結果	入力された条件に近いものを 5 つ提示
動作環境	Windows98 以上が動く環境
備考	VB6.0 のランタイムが必要

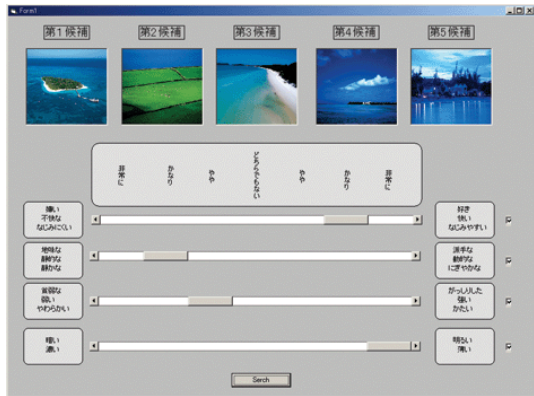


図 10: 画像データベースの検索結果例

9 まとめ

本研究では、画像から受け取る感性情報を MPEG-7 のビジュアル記述子の特徴量、単色における色彩感性情報、Saliency Map を用いて推定し、得られた感性情報を用いて画像を検索するシステムを検討した。実験結果から以下のことが明らかになった。

- MPEG-7 のビジュアル記述子 (SCD, EHD) の特徴量、単色における色彩感性情報、Saliency Map を用いて、ポテンシャル補間による景観画像の感性情報の推定について検討した。
- 平均誤差については、ポテンシャル補間のときの類似度計算において、GA による重み付けをすることにより精度が改善された。しかし、重み係数が等しい場合、GA による重み係数を用いた場群発法^く 勿 (活動性) は目標としていた ± 0.6 を上回っている。
- 最大誤差は、重みが等しい場合、GA による重み係数を用いた場合ともに、どの因子においても目標を満たす結果は得られなかった。また、重み付けをすることにより、因子 1 (評価性) を除いて最大誤差が大きくなり、精度が悪くなってしまった。
- 因子別にみても、因子 2 は平均誤差、最大誤差ともに大きく、因子 2 を推定するためには、今回用いた特徴量では不十分であり、別の特徴量を考量する必要があると考えられる。
- GA による重み付けポテンシャル補間によって推定された感性情報を、データのインデクシングに利用し、SD 法によって抽出された因子を入力キーとして画像を検索する画像データベースを作成した。

今後の課題として、検索精度の向上と、画像データベースの実用化に向けた検討が挙げられる。

参考文献

- [1] 大橋, 堀田, 村井, 中嶋, ”景観画像を対象とした感性語による画像検索法”, 映像情報メディア学会技術報告, HIR2000-141, pp.1-6 (Oct, 2000)
- [2] B.S.Manjunath, J.Ohm, V.V.Vasudevan, A. Yamada:”Color and Texture Descriptors”, IEEE Trans. CSVT, Vol.11, pp.703-715 (July, 2001)
- [3] 山田明雄: ”小特集 マルチメディア内容記述の国際標準 PEG-7 2. 標準化された技術 2-1. ビジュアル記述”, 映像メディア学会誌 Vol.56, No.11, pp.1711-1714 (2002)
- [4] Itti.L, and Koch.C:”A Saliency-Based Search Mechanism for Overt and Covert Shifts of Visual Attention”, Vision Research, Vol.40, No.10-12, pp.1489-1506(2000)
- [5] 堀田, 神田, 村井, 中島, ”単色刺激における色彩感性値の推定と解析”, 映像情報メディア学会誌, Vol.52, No.4, pp.542-553 (1998)

富山大学大学院 理工学研究科
〒 930-8555 富山市五福 3190
TEL 076-445-6758
FAX 076-445-6759