

# 顕著性マップを用いた画質評価の実験的検討

中易 洋介<sup>†</sup> 前田 純治<sup>†</sup> 鈴木 幸司<sup>†</sup>

<sup>†</sup>室蘭工業大学

## 1 はじめに

画像圧縮や画像復元などにおいて、画質評価 (IQA) は重要な役割を果たしている。代表的な画質評価法には、PSNR や SSIM[1] などが挙げられる。しかし、PSNR は参照画像との誤差に基づいており、人間の知覚に対応しておらず主観的な評価結果と異なる場合がある。また、SSIM はより主観的な評価結果に近づく手法であるが、視覚システムを考慮しているのは構造情報であるため、主観的評価との適合性が必ずしも十分とはいえない。そこで本研究では、画像中で注視される部分は主観的評価において重要であるため、カラー画像から得られる特徴を用いることで求められる顕著性マップを知覚情報として IQA に導入することを試行した。顕著性マップとは人が画像を見た時に注視しやすい部分をグレースケール画像で表現したものである。IQA を圧縮画像や復元画像に用いる際には利便性の観点から計算負荷が小さいことが求められるため、顕著性マップには比較的計算が簡単である Achanta らによる手法 [2] を用いた。本研究では、顕著性マップの顕著な部分とそれ以外の部分とで重み付けを行う手法を用いた画質評価を行い、主観的評価と比較・検討した。

## 2 代表的な画質評価法

### 2.1 PSNR

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) は、参照画像と劣化画像の平均 2 乗誤差 (MSE) と最大階調値 (PS=255) の比率で求められる指標である。PSNR の式を (1) に示す。MSE の式を (2) に示す。 $x_i$  は参照画像、 $y_i$  は劣化画像の階調値を表している。 $N$  は総画素数を表す。

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{\text{PS}^2}{\text{MSE}} \right) [\text{dB}] \quad (1)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (2)$$

### 2.2 SSIM

SSIM (Structural Similarity) [1] は、画像の構造的な情報から画質を評価する手法である。SSIM の式を (3)、(4) に示す。式 (3) により各ブロックごとの SSIM を求め、式 (4) により全ブロックの SSIM の平均値を求める。 $x$  は参照画像の 1 ブロックを指し、 $y$  は劣化画像の 1 ブロックを指す。 $\mu$  はガウシアンフィルタ処理した画像の 1 ブロック当たりの平均を指す。同様に、 $\sigma^2$  はガウシアンフィルタ処理した画像の 1 ブロック当たりの分散を指す。 $C_1, C_2$  は定数で、それぞれ  $(0.01 \times 255)^2$ 、 $(0.03 \times 255)^2$  である。 $M$  はブロック数を表す。本研究では、1 ブロックを 1 ピクセルとして算出した。

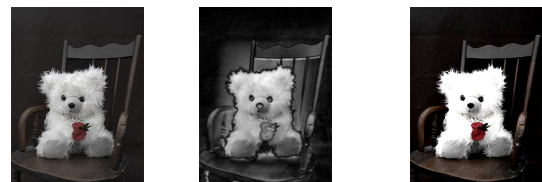
$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3)$$

$$\text{MSSIM} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \text{SSIM}(x_j, y_j) \quad (4)$$

## 3 本研究のアルゴリズム

### 3.1 顕著性マップ

前述した Achanta らによる手法 [2] のアルゴリズムは以下のとおりである。(1) RGB 画像 [図 1(a)] を  $L^*a^*b^*$  画像に変換する。(2)  $L^*a^*b^*$  画像に対してガウシアンフィルタ処理した画像を作成する。(3)  $L^*a^*b^*$  画像の縦、横方向それぞれに対して、注目画素と近い方の端との距離を 2 倍してできた四角領域内の平均階調値を求め、画像で表現したものを作成する。(4) 2 と 3 で求めた画像の各画素におけるユークリッド距離を求めることで顕著性マップが生成される。図 1(b) に一例を示す。



(a) 参照画像 (b) 顕著性マップ (c) 劣化画像 (表 1.3)

図 1: 実験画像

### 3.2 提案手法

顕著性マップ (Sali) を重み付けマップとして、代表的な画質評価法に適用した新たな画質評価手法を提案する。PSNR に顕著性マップを導入した式を (5)、(6) に、SSIM に顕著性マップを導入した式を (7)、(8) にそ

An Experimental Study of Image Quality Assessment using Saliency Map

Yosuke Nakayasu<sup>†</sup>, Junji Maeda<sup>†</sup>, and Yukinori Suzuki<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Muroran Institute of Technology

それぞれ示す。Kは1ブロック中の総画素数を表す。他の条件は前述したものと同様である。なお、顕著性マップはカラー画像から生成するが、画質評価の式に適用する際の参照画像、劣化画像はグレースケールに変換してから算出する。顕著性マップはグレースケール画像のため、本研究では簡易的に0~255の値をそのまま重み付け値として計算した。

$$SW - PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{PS^2}{SW - MSE} \right) \text{ [dB]} \quad (5)$$

$$SW - MSE = \frac{\sum_{i=1}^N Sali_i \times (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N Sali_i} \quad (6)$$

$$SW - SSIM(x, y) = \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Sali_k \right) \times SSIM(x, y) \quad (7)$$

$$SW - MSSIM = \frac{\sum_{j=1}^M (SW - SSIM(x_j, y_j))}{\sum_{j=1}^M \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Sali_{jk} \right)} \quad (8)$$

## 4 実験

### 4.1 実験方法

図1(a)に示す参照画像とその劣化画像を用いて、主観的評価と客観的評価の比較・検討を行った。劣化画像は参照画像から作成しており、表1に示した計10種類の画像を使用した。7~10は、参照画像中の注視領域(手動で決定した)と非注視領域を表に示したマスクサイズで平滑化処理し統合した画像である。客観的評価には、2節、3節で示した4つの指標(PSNR, SW-PSNR, MSSIM, SW-MSSIM)を10種類の劣化画像に対して算出し、それらを順位付けした結果を用いた。主観的評価には、8人の被験者に行った主観的評価実験の結果を用いた。

主観的評価実験では、順位法[3]により、被験者が10種類の劣化画像と参照画像を同時に見て、参照画像と比べて劣化が少ないと思う順番に順位付けを行う。得られた8人の順位結果の平均値を主観的評価実験の結果とした。

表 1: 劣化画像

1	コントラスト強調 (0.8 倍)
2	コントラスト強調 (1.3 倍)
3	コントラスト強調 (1.8 倍)
4	Gaussian Blur(size= 3 × 3, σ = 10)
5	Gaussian Blur(size= 5 × 5, σ = 10)
6	Gaussian Blur(size= 7 × 7, σ = 10)
7	Blur [注視領域 (size= 3 × 3) + 非注視領域 (size= 5 × 5)]
8	Blur [注視領域 (size= 5 × 5) + 非注視領域 (size= 3 × 3)]
9	Blur [注視領域 (size= 5 × 5) + 非注視領域 (size= 7 × 7)]
10	Blur [注視領域 (size= 7 × 7) + 非注視領域 (size= 5 × 5)]

### 4.2 提案手法の評価方法

主観的評価と客観的評価を比較するために、スピアマンの順位相関係数[式(9)]とケンドールの順位相関係数[式(10)]の評価指標を用いた。これらはデータの順位から相関関係を求める指標である。Nは主観的評価結

果と客観的評価結果のペア数を指す。D<sub>i</sub>は主観的評価結果と客観的評価結果のうち対応する値の順位差を表す。∑<sub>i=1</sub><sup>N</sup> P<sub>i</sub>は順位の方法が一致する回数を、∑<sub>i=1</sub><sup>N</sup> Q<sub>i</sub>は順位の方法が逆方向に一致する回数をそれぞれ表す。

$$SRCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N D_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (9)$$

$$KRCC = \frac{\sum_{i=1}^N P_i - \sum_{i=1}^N Q_i}{\frac{1}{2} N(N - 1)} \quad (10)$$

### 4.3 実験結果

4.2節の指標で求めた評価結果を表2に示す。また、主観的評価結果と客観的評価結果のグラフを図2に示す。顕著性マップで重み付けすることで、SSIMは順位がより主観的評価に近づいた。しかし、PSNRでは順位に変化がない結果となった。また、図1(c)に示す劣化画像(主観的評価で5位)の順位が主観的評価と比較して、4つの指標全てにおいて大きく離れた結果となった。

表 2: 式9と式10による評価結果

	PSNR	SW-PSNR	MSSIM	SW-MSSIM
SRCC	-0.0788	-0.0788	0.7939	0.8061
KRCC	0.1111	0.1111	0.6889	0.7333

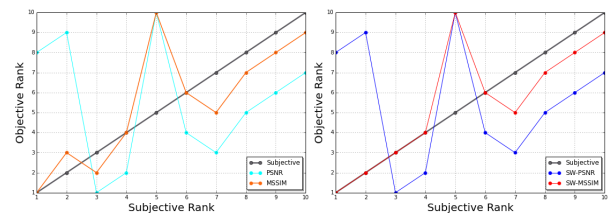


図 2: 相関グラフ

## 5 今後の課題

顕著性マップを用いる際、最適な重み付け値を算出する方法を検討する必要がある。また、複数の画像を用いて実験の検討を行う必要がある。さらに図1(c)に示す劣化画像の順位については、主観的評価実験の質問の方法に曖昧性があったためだと考えられるので、今後は可能な限り曖昧性を排した実験方法を検討する。

## 参考文献

- [1] Z. Wang and A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 13, NO.4, pp.600-612, 2004.
- [2] R. Achanta and S. Süsstrunk, "Saliency Detection Using Maximum Symmetric Surround," Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 2653-2656, 2010.
- [3] 三橋哲雄, "画像の評価技術の動向," テレビジョン学会誌, Vol. 45, No.3, pp. 287-293, 1991.