

長岡技術科学大学大学院

工学研究科修士論文

題 目

Single Scale Retinex および画像合成を  
用いた明暗混在画像の視認性向上処理に  
関する研究

指導教員 準教授 杉田 泰則

著者 電気電子情報工学専攻  
11108888 山川 将弥

提出期日 平成29年2月13日

# 目 次

<b>第 1 章 はじめに</b>	<b>1</b>
1.1 研究背景 . . . . .	1
1.2 研究目的 . . . . .	2
1.3 本論文の構成 . . . . .	2
<b>第 2 章 Retinex 理論に基づく画質改善</b>	<b>3</b>
2.1 Retinex 理論 . . . . .	3
2.2 Single Scale Retinex モデル . . . . .	4
2.3 Multi Scale Retinex モデル . . . . .	6
2.4 Rescaling Single Scale Retinex . . . . .	7
2.4.1 照明光の推定 . . . . .	8
2.4.2 照明光の値域圧縮 . . . . .	9
2.4.3 反射率画像の生成 . . . . .	9
2.5 まとめ . . . . .	11
<b>第 3 章 提案手法の要素技術</b>	<b>12</b>
3.1 画像合成 . . . . .	12
3.2 主観評価に合致する統計量 . . . . .	13
3.3 まとめ . . . . .	14
<b>第 4 章 提案手法</b>	<b>15</b>
4.1 色相変化の抑制 . . . . .	15
4.2 画像合成の重み決定方法 . . . . .	16
4.2.1 エッジ強度に関する重み決定方法 . . . . .	17
4.2.2 輝度値に関する重み決定方法 . . . . .	19
4.2.3 2種の重みを用いた画像合成 . . . . .	21

4.3 まとめ . . . . .	23
<b>第 5 章 実験</b>	<b>24</b>
5.1 実験条件 . . . . .	24
5.1.1 対象画像 . . . . .	24
5.1.2 評価内容 . . . . .	25
5.1.3 各手法のパラメータ . . . . .	26
5.2 実験結果 . . . . .	28
5.3 まとめ . . . . .	33
<b>第 6 章 おわりに</b>	<b>34</b>
<b>付録 A 実験対象画像</b>	<b>35</b>
<b>謝辞</b>	<b>49</b>
<b>参考文献</b>	<b>52</b>

# 第1章 はじめに

本章では、本論文の研究背景および目的、本論文の構成について述べる。

## 1.1 研究背景

画像は記録や自動作業等を目的に、日常生活の様々な場面で活用されている。細部まで明瞭な画像ほど活用の幅が広がり、価値が高い。しかし、画像のダイナミックレンジには限りがあり、人間が同時に知覚できる明暗部の情報を1枚の画像で表現できない。そのため、明暗差の大きい領域を含む風景を撮影した場合、撮影画像は明部あるいは暗部のいずれか一方しか明瞭に表現できない。この問題の解決策として、撮影時に工夫を施す方法と、撮影した画像に画質改善処理を施す方法の2種が挙げられる。前者の方法では、露光量の異なる画像を組み合わせることで明暗部を明瞭に表現した画像を生成できるが、撮影済みの画像に対しては適用できない。一方、後者の方法は撮影済み画像に対して適用可能である。ユーザが所有する画像に適応でき、撮影機器に制約を必要としないため、本論文では後者の方法で問題解決を図る。画質改善処理は様々な手法が存在するが、特に、人間の視覚特性をモデル化したRetinex理論[1]に基づく手法が効果的である[2]-[4]。

Retinex理論に基づく手法はSSR(Single Scale Retinex)モデル[5]とMSR(Multi Scale Retinex)モデル[6][7]に大別される。SSRモデルと比較してMSRモデルは暗部の改善効果が高く、より自然な見えになる反面計算量が多い。また、両モデルとも視認性の優れていた明部の視認性を劣化させてしまう問題がある。現在では、計算量の少ないSSRモデルでありながらMSRモデル以上の改善効果を示すRSSR(Rescaling Single Scale Retinex)が提案されている[8]。しかし、この手法においても明部の視認性劣化を引き起こす。また、処理に伴って色相(色合い)を大きく変化させてしまう場合もある。

明暗部の視認性両立を実現する方法として、画像合成が挙げられる。画像合成は複数枚の画像に重みを持たせて混ぜ合わせる処理であり、重みに応じて各画像の情報を表現した1枚の画像を生成する。したがって、重みを適切に決定し、撮影画像とRSSR画像を合成することにより、明暗部の視認性を両立した画像を生成することができる。ここで、色相変化が発生しているRSSR画像を合成に用いた場合、合成画像に色相変化の影響を及ぼすこととなる。そのため、RSSRの色相変化を抑制する必要もあると言える。

重みの決定方法によって合成画像の視認性や保有する情報が変化する。そのため、画像合

成の研究の主目的は重みの決定方法についてである。様々な合成手法が提案されているが [9]-[16]、それぞれ重み決定方法は異なり、最適な重み決定方法は明確ではない。したがって、目的に応じた任意の方法で重みを決定する必要がある。

## 1.2 研究目的

暗部が不明瞭な入力画像を対象に、明暗部の視認性を両立した画像生成を目的とする。本論文では「視認性」を「局所情報が知覚でき、局所的、全域的に違和感の少ない見え」と定義する。暗部の視認性改善には RSSR の色相変化を抑制した提案 SSR を用い、入力画像と提案 SSR 画像を合成することにより、明暗部の視認性を両立した画像を生成する。本論文では、主観評価に合致する統計量を考慮した合成手法を提案する。

人間が画像を見た際に感じる印象は、局所領域における輝度値の平均と標準偏差に影響され、両値が一定範囲内に位置する画像は視認性が優れているとされる [17]。ここで、標準偏差とエッジ強度は強く関係している。そこで提案手法では、入力画像と提案 SSR 画像の各画素の輝度値およびエッジ強度に着目し、局所領域毎の統計量が一定範囲に近づくよう、画素毎に合成の重みを決定する。このように決定した重みを用いて合成することにより、合成画像は明暗部共に視認性の優れた画像となることが期待できる。

提案手法では、RSSR 画像の問題を解決し、明暗部の視認性両立を目指す。また、従来の画像合成手法との比較も行い、提案手法の有効性を明らかにする。

## 1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。第 1 章では、本論文の研究背景と目的を述べた。第 2 章では、Retinex 理論に基づく画質改善処理について述べる。第 3 章では、提案手法の要素技術について述べる。第 4 章では、RSSR の処理内容の一部を変更した提案 SSR および提案画像合成手法について述べる。第 5 章では、複数の明暗混在画像を対象として実験を行う。提案手法による合成画像が従来の SSR 処理の問題を解決し、明暗部の視認性が両立することを示す。また、従来の画像合成手法との比較も行い、提案手法の有効性を示す。第 5 章では実験対象となった画像の中から 1 枚の画像の合成結果を示し、他の画像に関する合成結果は付録 A に示す。第 6 章では、これまでに述べた内容をまとめ、結論を述べる。

## 第 2 章 Retinex 理論に基づく画質改善

本章では、Retinex 理論に基づく画質改善処理について述べる。まず、2.1 節では人間の視覚特性をモデル化した Retinex 理論について述べる。続いて、2.2 節では SSR モデル、2.3 節では MSR モデルについて述べた後、2.4 節では SSR モデルを改良した RSSR について述べる。

### 2.1 Retinex 理論

物体表面から放射される反射光が視覚系に入射されることにより、人間は物体の色や明るさを知覚している。また、晴天時や雨天時でも同一物体の見えが大きく異なるように、照明光が変化しても同一物体は同様に知覚可能である。このような人間の視覚特性をモデル化したものが Retinex 理論である [1]。Retinex 理論では、反射光は照明光と物体の表面反射率の積で構成されるとしている。すなわち、物体の表面反射率を  $R$ 、照明光を  $L$  とすると、人間の視覚系に入射される反射光  $I$  は以下の関係が成り立つ。

$$I = RL \quad (2.1)$$

しかし、物体の見えは照明変化に頑健なことから、人間は反射光から照明光の影響を排除し、物体の表面反射率に基づいて物体を認識していると考えられる。そのため、人間は日陰や逆光の環境下であっても物体を認識することができる。式 (2.1) から、反射光中の物体の表面反射率は以下で表される。

$$R = \frac{I}{L} \quad (2.2)$$

Retinex 理論で定義される関係を画像に適用すると、撮影画像は反射光が記録されていると考えられる。したがって、撮影画像から照明光の成分を推定、排除することにより、人間の物体知覚方法を再現した画像が生成できる。照明光は大域的に緩やかな変動の低周波成分であると考え、撮影画像にガウシアンフィルタを適用して推定する方法が一般的である。

## 2.2 Single Scale Retinex モデル

Single Scale Retinex(SSR) は単一のガウシアンフィルタを用いて照明光を推定するモデルであり、式(2.3)のように表される。

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log [F(x, y) * I_i(x, y)] \quad (2.3)$$

ここで、 $i$  は RGB の各チャンネル、 $R_i(x, y)$  は SSR 処理により生成する反射率画像、 $I_i(x, y)$  は入力画像(撮影画像)であり、値域は [0,255] である。また、 $F(x, y)$  は式(2.4)によって定義されるガウシアンフィルタである。

$$F(x, y) = K e^{-(x^2+y^2)/c^2} \quad (2.4)$$

ここで、 $c$  は周辺領域の標準偏差である。また、 $K$  は式(2.5)を満たすように定める正規化定数である。

$$K = \iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (2.5)$$

$R_i(x, y)$  の値は少数や負の値を含んでおり、出力の際には適当なゲイン・オフセット処理を施すことによって 256 階調化する必要がある。例えば、式(2.6)によって 256 階調化できる。

$$R_i(x, y) = \text{ROUND} \left( 255 \frac{R_i(x, y) - \min(R_i)}{\max(R_i) - \min(R_i)} \right) \quad (2.6)$$

ここで、 $\min(R_i)$ 、 $\max(R_i)$  はそれぞれ  $R_i$  の最小値および最大値であり、 $\text{ROUND}(\cdot)$  は少数第一位での四捨五入処理を表す。

式(2.4)における  $c$  の値を変化させることにより、生成される反射率画像の視認性が変化する。 $c = 8, 32, 128$  のときの処理例を図2.1に示す。図2.1において、 $c$  が小さいほど入力画像での明暗に依らず物体の詳細情報を知覚しやすいが、コントラストが低い。一方、 $c$  が大きいほどコントラストが向上するが、明暗差の大きい領域の境界(エッジ)周辺が不自然な見えとなる。この現象をハロ現象と呼び、図2.1(d)の白い建物周辺に顕著に現れることが確認できる。図2.2に示すように、 $c$  が大きいほど平滑化の効果が高くなり、照明光は輝度値が急峻に変化するエッジ情報を保持できない。入力画像はエッジ情報を保持しているのに対し、照明光はエッジ情報を保持できていないため、入力画像から照明光を排除した場合にエッジ周辺でハロ現象が発生する。

このように、SSR では暗部の改善効果とコントラストの向上はトレード・オフの関係にあり、 $c$  の設定値を大きくするほどハロ現象が顕著に現れる。

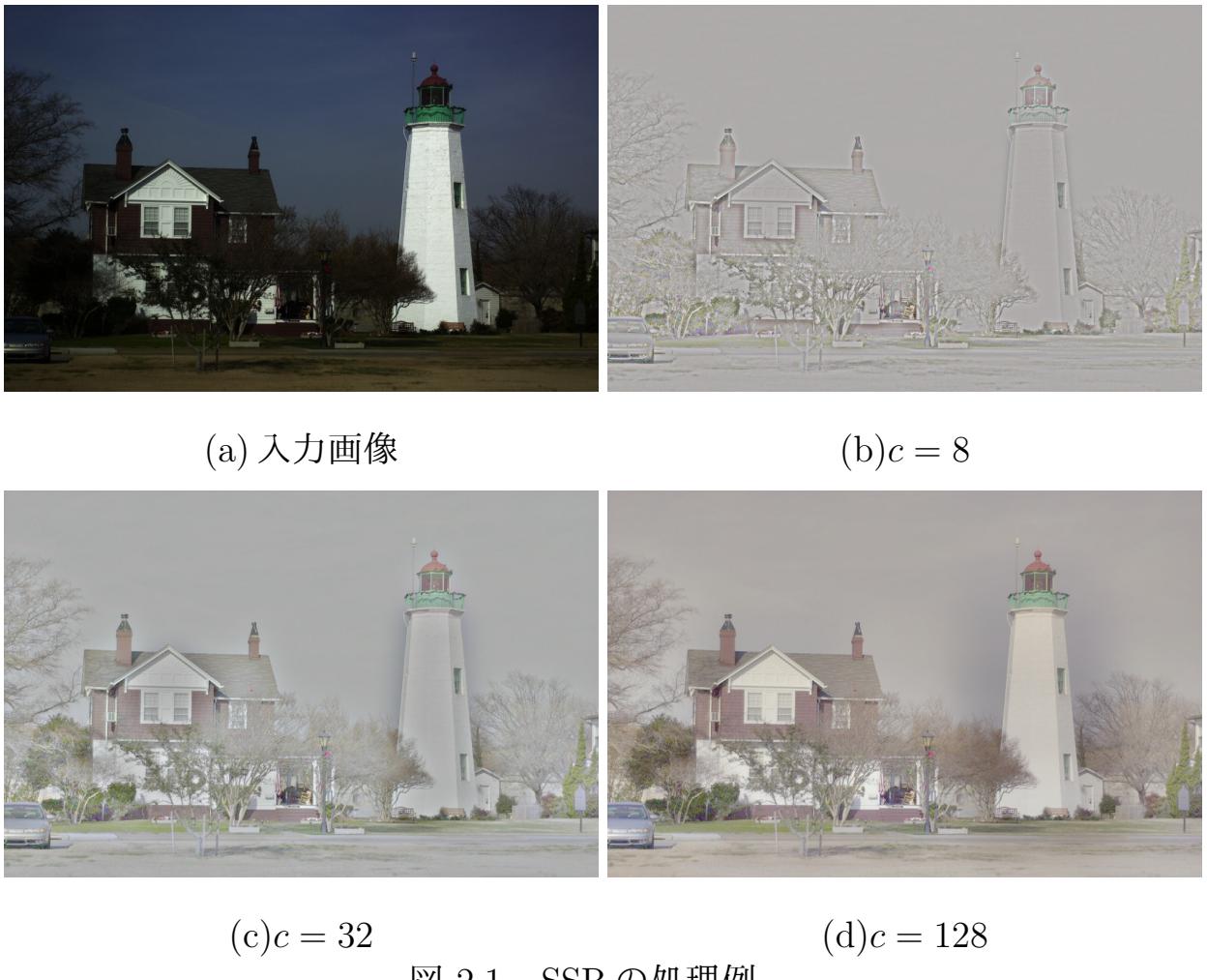
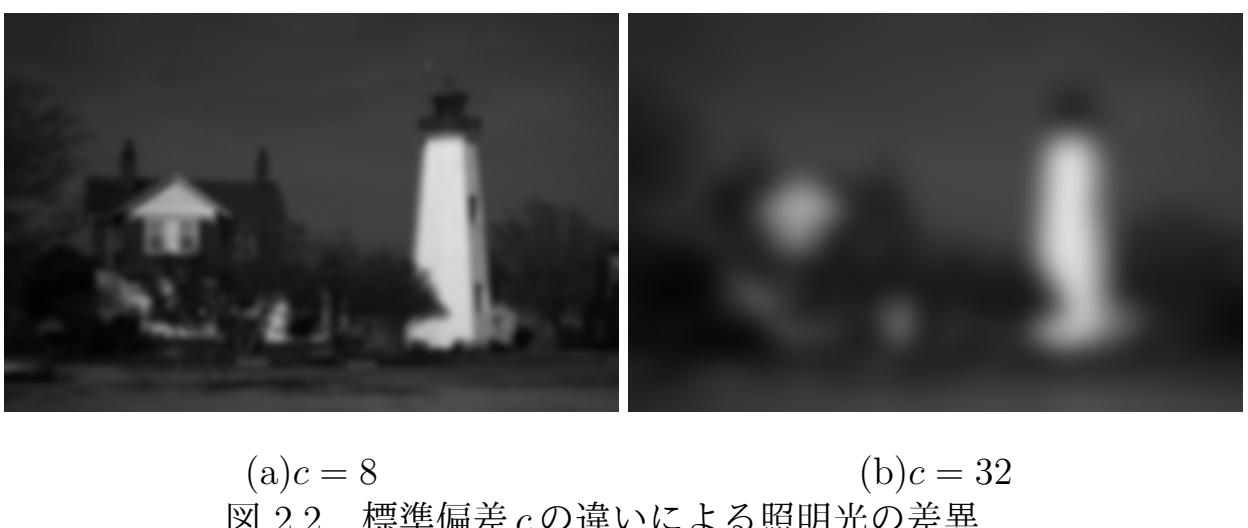


図 2.1 SSR の処理例

図 2.2 標準偏差  $c$  の違いによる照明光の差異

## 2.3 Multi Scale Retinex モデル

2.2 節で述べた SSR は、 単一のガウシアンフィルタを用いて入力画像中の照明光を推定、 排除することで反射率画像を生成する手法である。ガウシアンフィルタの標準偏差の値によって生成画像の見えは大きく異なり、 暗部の改善とコントラストの向上を両立することが不可能である。また、 コントラストを向上させるために標準偏差の値を大きく設定した場合、 ハロ現象が顕著に現れてしまう。

そこで、 複数のガウシアンフィルタによる生成画像を組み合わせることにより、 暗部の改善とコントラストの向上を両立し、 更にハロ現象も抑制する Multi Scale Retinex(MSR) が提案された。MSR は、 標準偏差の異なるガウシアンフィルタを用いて生成された複数の SSR 画像の加重平均であり、 式 (2.7) で表される

$$MSR_i(x, y) = \sum_{n=1}^N W_n(x, y) R_{n_i}(x, y) \quad (2.7)$$

ここで、  $MSR_i(x, y)$  は MSR 処理により生成される反射率画像、  $N$  は組み合わせる画像数、  $W_n(x, y)$  は  $n$  枚目の画像に対する重みである。 $R_{n_i}(x, y)$  は、 2.2 節で述べた SSR 処理による生成画像である。

$N = 3$ ,  $[c_1, c_2, c_3] = [8, 32, 128]$ ,  $W_n = 1/3$  としたときの MSR の処理例を図 2.3 に示す。図 2.3 から、 MSR を用いることにより、 SSR では不可能であった暗部の改善とコントラストの向上が両立でき、 ハロ現象の発生を抑制していることが確認できる。しかし、 建物の白色の領域のような、 入力画像で視認性の優れていた明部に関しては明らかに視認性が悪くなっている。また、 大域的に低コントラストな印象を受ける。ここで、 MSR 画像の見えを向上させるため、 [6] では 4 種のパラメータを用いたゲイン・オフセット処理を適用している。適用した結果を図 2.4 に示す。図 2.4 から、 ゲイン・オフセット処理を工夫することで MSR 画像の見えを大幅に改善することが確認できる。しかし、 MSR は複数のガウシアンフィルタを用いた演算を行うため、 SSR に比べ計算量が増大してしまう問題がある。



(a) 入力画像

(b) MSR 画像

図 2.3 MSR の処理例



図 2.4 [6] のゲイン・オフセット処理を適用した MSR 処理画像

## 2.4 Rescaling Single Scale Retinex

2.3 節で述べた MSR は、複数のガウシアンフィルタを用いることで暗部の改善とコントラストの向上を両立し、ハロ現象の発生も抑制する手法である。また、ゲイン・オフセット処理を工夫することで視認性を大幅に改善した画像を生成できる。しかし、複数のガウシアンフィルタによる演算を行うため計算量が多い問題がある。この問題を踏まえ、計算量の少ない SSR モデルを改良した Rescaling Single Scale Retinex(RSSR) が提案された [8]。以下に、RSSR の概要を述べる。

### 2.4.1 照明光の推定

2.2節で述べたSSRはRGB各チャンネルからそれぞれ照明光を推定し、チャンネル毎に独立して処理していた。しかし、異なる照明光で独立に処理した場合、RGBのカラーバランスを崩す恐れがある。そこでRSSRでは、グレースケール画像から照明光を推定し、各チャンネルに対して共通の照明光を用いて処理を行う。これにより、カラーバランスが崩れることを防ぐ。また、推定する照明光が1つで済むため、SSRよりも計算量が少なくなる。グレースケール画像は式(2.8)から算出する。

$$Y(x, y) = 0.299I_R(x, y) + 0.587I_G(x, y) + 0.114I_B(x, y) \quad (2.8)$$

また、ガウシアンフィルタの代わりにバイラテラルフィルタ[18]を用いて照明光の推定を行う。バイラテラルフィルタは、注目画素に対する近傍画素の距離だけでなく、輝度値の差に応じて平滑化の強弱が変化するフィルタである。輝度差が小さいほど大きな重みとなり、輝度差が大きいほど小さな重みが割り当てられる。そのため、輝度差が大きくなるエッジ付近では重みは小さくなり、平滑化の効果が抑制される。したがって、エッジ情報を保持した照明光を生成でき、ハロ現象の発生を抑制できる。バイラテラルフィルタは式(2.9)で表される。

$$F(x, y) = K \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{i=-\frac{M-1}{2}}^{\frac{M-1}{2}} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{c_m^2}} e^{-\frac{[(Y(x, y) - Y(x+i, y+j))]^2}{c_d^2}} \quad (2.9)$$

ここで、 $c_m$ は周辺領域の標準偏差、 $c_d$ は輝度差の標準偏差、 $M$ および $N$ はバイラテラルフィルタのカーネルサイズ、 $K$ は式(2.5)と同様の正規化定数である。また、グレースケール画像 $Y(x, y)$ の値域は[0.0, 1.0]である。図2.5に示すように、バイラテラルフィルタを用いて算出した照明光画像はエッジ情報を保持していることが確認できる。



(a) ガウシアンフィルタ

(b) バイラテラルフィルタ

図 2.5 用いるフィルタによる照明光の差異

## 2.4.2 照明光の値域圧縮

2.2 節で示したように、従来の SSR 处理によって生成される画像は、ガウス関数の標準偏差が小さいほど低コントラストである。その原因是、標準偏差が小さいほど入力画像の輝度値と照明光の輝度値の差が小さく、差分がほぼ一定値となってしまうためである。そこで、RSSR では推定した照明光の値域を圧縮することにより、明暗部の高コントラストを実現する。照明光の値域圧縮は式 (2.10) によって行う。

$$L' = L(L_{max} - L_{min}) + L_{min} \quad (2.10)$$

ここで、 $L'$  は値域圧縮後の照明光、 $L$  は推定した照明光、 $L_{min}$ 、 $L_{max}$  はそれぞれ値域圧縮後の照明光の下限値および上限値である。したがって、式 (2.10) により照明光の値域を  $[0.0, 1.0]$  から  $[L_{min}, L_{max}]$  に圧縮する。また、 $L_{min}$  および  $L_{max}$  を用いて任意に値域を設定できるため、ゲイン・オフセット処理を必要としない。

## 2.4.3 反射率画像の生成

RSSR では式 (2.3) とは異なり、式 (2.11) に示すように線形空間で処理を行い、反射率画像を生成する。

$$SSR_i(x, y) = \frac{I_i(x, y)}{L'(x, y)} \quad (2.11)$$

$c_m = 8$ ,  $c_d = 0.4$ ,  $L_{min} = 0.1$ ,  $L_{max} = 1.0$ としたときの RSSR の処理例を図 2.6 に示す。図 2.6 から、RSSR 処理によって生成される画像は図 2.1 および図 2.3, 図 2.4 に示す従来 SSR, MSR 処理によって生成される画像よりも暗部の改善効果が高く、高コントラストであることが確認できる。また、同図 (b) においてハロ現象の発生が抑制できていることが確認できる。

しかし、同図 (a) の建物の白色の部分や、同図 (c) の橋の下および背景の山々といった、入力画像において視認性の優れていた明部に着目すると、処理後の画像では更に輝度値が上昇し、視認性が悪くなってしまっている。処理後の画像の視認性は  $L_{min}$ ,  $L_{max}$  の値に依存する。図 2.7 に示すように、暗部の改善効果を高める場合は明部が劣化し、明部の劣化を抑制しようとすれば暗部の改善効果が低下してしまう。また、図 2.6(d) および図 2.7(a) の空のように、輝度値の上昇に伴って色相(色合い)が大きく変化してしまうことも確認できる。



図 2.6 RSSR の処理例

(a)  $L_{min} = 0.1, L_{max} = 1.0$  (b)  $L_{min} = 0.3, L_{max} = 1.2$ 図 2.7  $L_{min}, L_{max}$  の変化に伴う結果の差異

## 2.5 まとめ

本章では、Retinex 理論に基づく画質改善処理である、SSR モデル、MSR モデル、RSSR について述べた。RSSR では計算量の少ない SSR モデルでありながら高い暗部改善効果を示し、高コントラストな画像の生成が可能である。しかし、暗部の改善効果を十分に発揮する場合、元々視認性の優れていた明部に関しても輝度値が上昇し、視認性を劣化させてしまう。このとき、色相も大きく異なってしまう場合がある。SSR、MSR、RSSR の各性能を表 2.1 にまとめる。なお、MSR に関しては [6] のゲイン・オフセット処理を適用した場合の性能を示す。4 章ではこれらの問題を解決する手法を提案する。

表 2.1 各手法の性能

手法	SSR	MSR	RSSR
暗部改善	△	○	◎
コントラスト	×	△	○
計算量	○	×	◎
明部視認性保持	×	×	×

## 第3章 提案手法の要素技術

本章では、提案手法における2種の要素技術について述べる。3.1節では画像合成について述べ、3.2節では主観評価に合致する統計量について述べる。

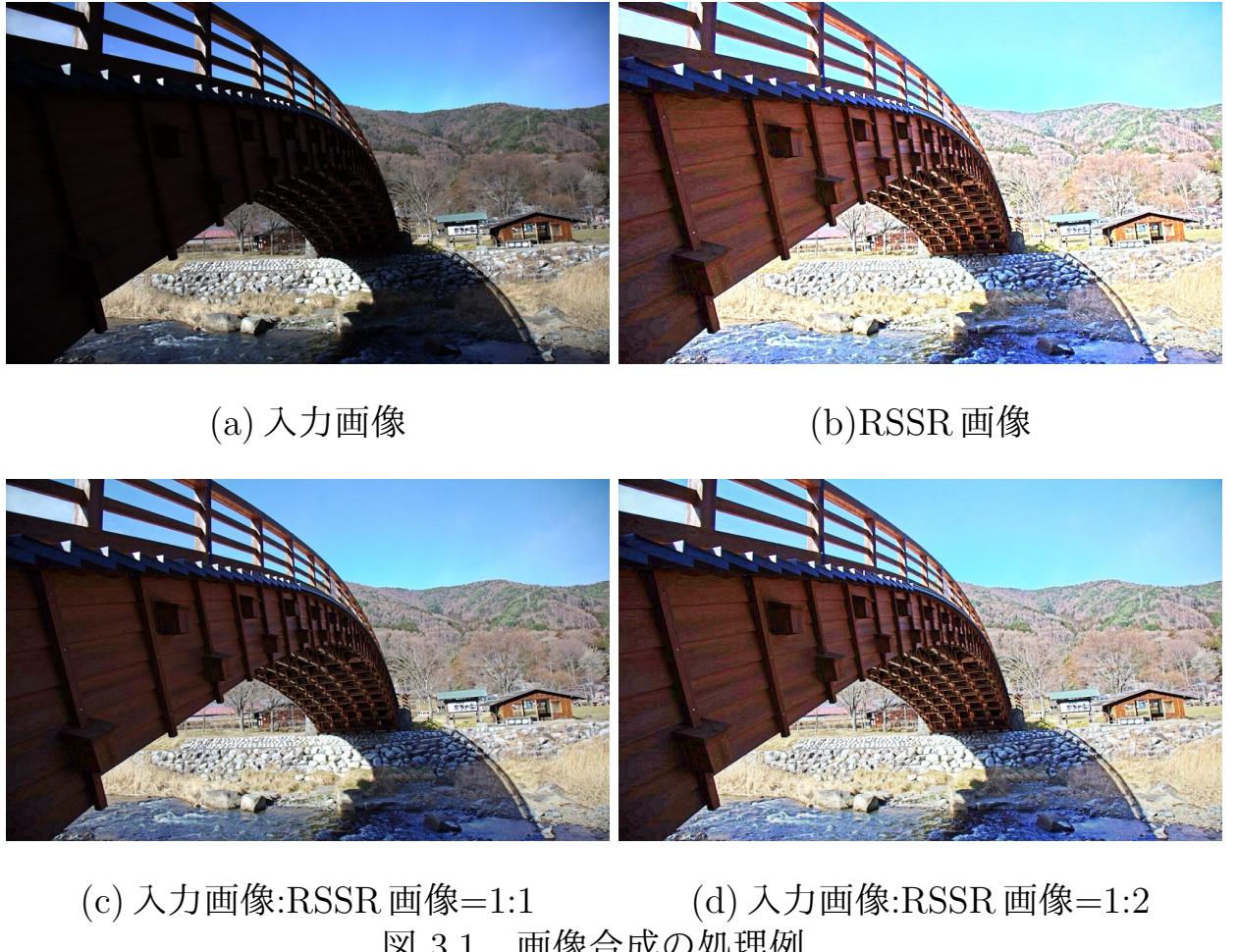
### 3.1 画像合成

画像合成は複数枚の画像に重みを持たせて混ぜ合わせる処理であり、重みに応じて各画像の情報を表現した1枚の画像を生成する。画像合成は式(3.1)で表される。

$$dst(x, y) = \sum_{n=1}^N W_n(x, y) I_n(x, y) \quad (3.1)$$

ここで、 $dst(x, y)$ は合成処理により生成される合成画像、 $N$ は合成する画像数、 $I_n(x, y)$ は合成する画像である。また、 $W_n(x, y)$ は $n$ 枚目の画像に対する重みであり、 $\sum_{n=1}^N W_n(x, y) = 1.0$ である。画像合成は各画像に対する重みの値によって合成結果が変化する。図3.1に入力画像とRSSR画像の合成例を示す。図3.1(c)では同図(b)よりも明部の視認性劣化を抑制できているが、暗部の改善効果が低い画像となっている。そこで、暗部の改善効果を高めるため、同図(b)に対する重みを増加した場合の結果が同図(d)となる。暗部の改善効果は高まったが、その反面、同図(c)よりも明部の視認性劣化が起きていることが確認できる。

したがって、所望の画像を得るために各画像に対して適切に重みを決定することが重要であると言える。ここで、画像全体に対して一様な重みを持たせた場合、図3.1(c)および(d)に示すように、合成する画像のいずれかの情報を全体に渡って反映した画像となってしまうため、重みは画素毎に決定することが一般的である。しかし、各画素での重み和が1.0であるならば決定方法は任意であり、最適な重み決定方法は明確ではない。上述したように重みの値によって合成結果が変化するため、所望の合成画像に沿った重み決定方法を適用する必要がある。



## 3.2 主観評価に合致する統計量

人間が画像を見た際に感じる印象は、画像の局所領域における輝度値の平均と標準偏差に依存するとされている [17]. この統計量による画像評価方法は種々の画質改善手法の評価に使用されている [19]-[23].

統計量はグレースケール画像から算出する. まず、対象画像をオーバーラップせず  $50 \times 50\text{pixel}$  に分割する. 分割した局所領域毎に輝度値の平均と標準偏差を算出する. その後、全局所領域の輝度値の平均  $\bar{\mu}$  と標準偏差の平均  $\bar{\sigma}$  を算出する. グレースケール画像の値域を  $[0.0, 1.0]$  としたとき、算出した2種の統計量が  $0.14 \leq \bar{\sigma} \leq 0.31$ かつ  $0.40 \leq \bar{\mu} \leq 0.78$  に位置する画像は見えが良いとされている. この関係を図 3.2 に示す. ここで、[17] が定義する「見えが良い」とは「局所情報を知覚できる」を指す. 図 3.2 に示す一定範囲内において、特に見えが良いと感じる画像の統計量は  $\bar{\sigma} \geq 0.14$  かつ  $\bar{\mu} \simeq 0.6$  であることが多い.

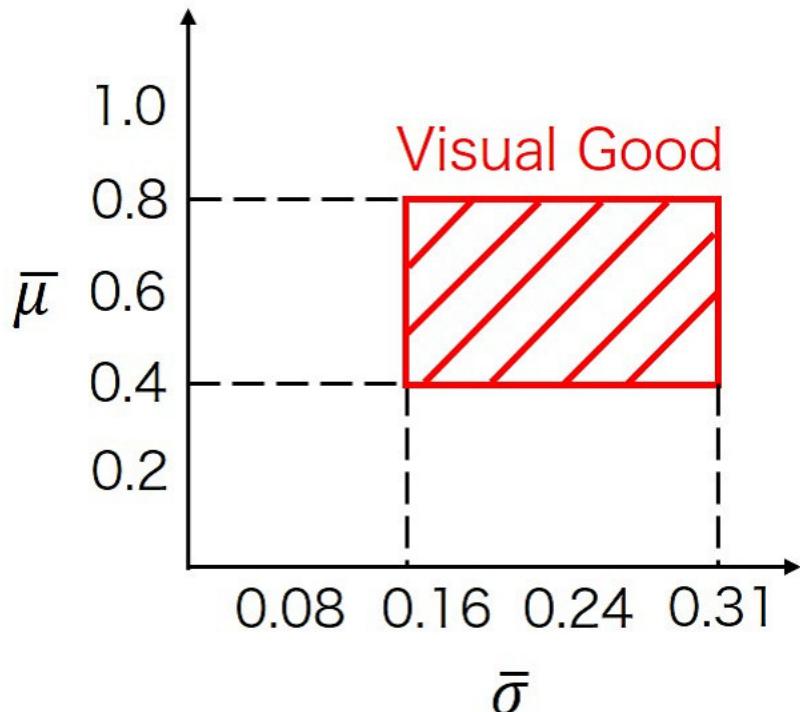


図 3.2 主観評価に合致する統計量

### 3.3 まとめ

本章では、提案手法の2種の要素技術である、画像合成と主観評価に合致する統計量について述べた。画像合成は重みの決定方法が任意であり、所望する画像に応じた決定方法を適用する必要がある。主観評価に合致する統計量は、局所領域における輝度値の平均と標準偏差である。特に見えが良いと感じる画像の統計量は、 $\sigma \geq 0.14$ かつ $\bar{\mu} \simeq 0.6$ である。これらの技術を用いて、4章では、2章で述べた RSSR の問題を解決する手法を提案する。

## 第 4 章 提案手法

2章で述べたように RSSR の問題は、色相を大きく変化させる場合があることと、暗部の改善と明部の保持がトレード・オフの関係にあることであった。本章では、これらの問題を解決する手法を提案する。まず、4.1節では、RSSR 处理に伴う色相変化を防ぐ方法について述べる。続いて 4.2 節では、明暗部の視認性を両立するための提案画像合成手法について述べる。

### 4.1 色相変化の抑制

図 2.6(d) および図 2.7(a) で示したように、RSSR によって生成される画像は、輝度値の上昇に伴って色相が大きく変化する場合がある。その原因是、RGB 表色系で処理を行うためである。RGB 表色系は各チャンネルがそれぞれ明度(明るさ)と色相を表現しているため、明度の変化に伴って色相も変化することとなる。したがって、図 2.6(d) および図 2.7(a) に示すような色相の変化が発生する。

そこで提案手法では、画像の色相(Hue), 彩度(Saturation), 明度(Value)を独立に処理できる HSV 表色系に画像を変換し、明度成分に対してのみ RSSR 处理を行うことで、色相変化を抑制する。RGB 表色系から HSV 表色系への変換は式(4.1)で行う。ただし、 $I_R, I_G, I_B$  の値域は [0.0, 1.0] である。

$$I_V = \max(I_R, I_G, I_B)$$

$$I_S = \begin{cases} \frac{I_V - \min(I_R, I_G, I_B)}{I_V} & I_V \neq 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.1)$$

$$I_H = \begin{cases} 60 \frac{I_G - I_B}{I_S} & I_V = I_R \\ 60 \left(2 + \frac{I_B - I_R}{I_S}\right) & I_V = I_G \\ 60 \left(4 + \frac{I_R - I_G}{I_S}\right) & I_V = I_B \end{cases}$$

HSV 表色系に変換し、明度成分  $I_V$  に対してのみ RSSR 处理を適用した例を図 4.1 に示す。

図 4.1(c) から、明度成分に対してのみ RSSR 処理を適用することで、空の色相変化を抑制できていることが確認できる。以降、明度成分に対してのみ RSSR 処理を適用する手法を提案 SSR と呼ぶ。



(a) 入力画像



(b) RSSR 画像 (RGB)



(c) RSSR 画像 (HSV)  
(提案 SSR 画像)

図 4.1 処理する表色系による結果の差異

## 4.2 画像合成の重み決定方法

3 章で述べた、主観評価に合致する統計量に関する論文 [17] によると、見えが良いと感じる画像の統計量は  $\bar{\sigma} \geq 0.14$  かつ  $\bar{\mu} \simeq 0.6$  であることが多いとされている。そこで提案手法では、この統計量を考慮した画像合成を行う。上述の通り、画像の視認性は局所領域における輝度値の標準偏差と平均に依存する。ここで、画像の標準偏差とエッジ強度は強く関係している。これを踏まえ、提案手法ではエッジ強度および輝度値から各画素に対する

重みを決定し、2種の重みを組み合わせた値を入力画像、提案SSR画像の重みとして合成する。以下、エッジ強度に関する重み決定方法、輝度値に関する重み決定方法、エッジ強度の重みと輝度値の重みを用いた合成画像の生成方法について述べる。

#### 4.2.1 エッジ強度に関する重み決定方法

エッジ強度は注目画素の輝度値に対する近傍画素の輝度値の変動の大きさを表す。したがって、標準偏差と強く関係していると言える。[17]では、標準偏差に関しては  $\sigma \geq 0.14$  と記されているように、値は大きい方が良いとされている。そこで提案手法では、入力画像と提案SSR画像のエッジ強度の差分を取り、差分に応じた重みを与える。また、処理の過程で算出するエッジ強度画像を用いて入力画像と提案SSR画像のエッジ強調を行うことで、より鮮鋭感のある画像生成を可能とする。まず、式(4.2)に示すラプラシアンフィルタを用いてエッジ強度を算出する。

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

続いて、入力画像のエッジ強度と提案SSR画像のエッジ強度の減算を行い、エッジ強度の差分画像を算出する。図4.2に差分画像を示す。白色に近い画素ほど入力画像のエッジ強度が大きく、反対に、黒色の画素は提案SSRのエッジ強度が大きい場合か、両エッジ強度に差が殆ど無い場合である。

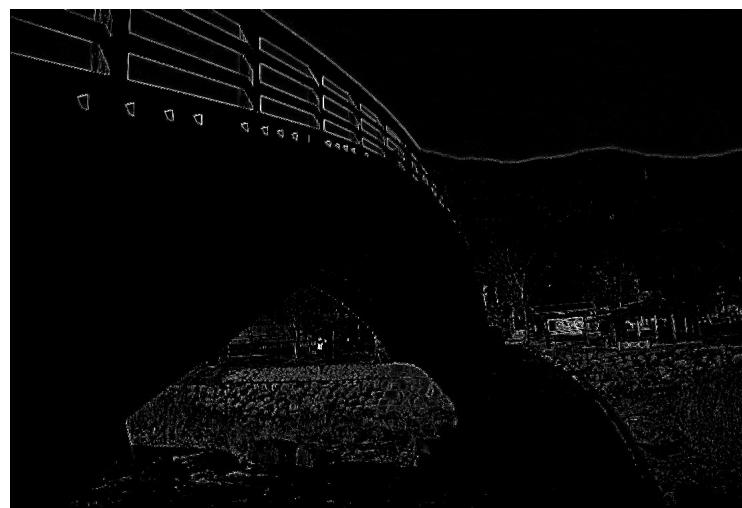


図 4.2 エッジ強度の差分画像

図 4.2 に示す差分画像の各画素の値を式 (4.3) に示すシグモイド関数に代入した際の応答を入力画像のエッジ強度に関する重みとする。また、提案 SSR 画像に対する重みは  $(1.0 - \text{応答})$  である。

$$\varsigma = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (4.3)$$

ここで、 $a$  はシグモイド関数の勾配を決める定数、 $x$  は入力するエッジ強度の差分である。 $a = 5$  および  $a = 10$  としたときのシグモイド関数のグラフを図 4.3 に示す。図 4.3 に示すようなシグモイド関数にエッジ強度の差分値を代入するため、差分が正の方向に大きいほど入力画像の重みが大きくなり、反対に、負の方向に大きいほど提案 SSR 画像の重みが大きくなる。 $a$  の値の増加に伴って勾配が急峻になるため、 $a$  の値を大きく設定するほど、一方の画像に対する重みが支配的になる。また、差分値が 0.0 の場合は入力画像と提案 SSR 画像に同等の重み 0.5 が与えられる。 $a = 5$  のシグモイド関数を用いた場合の入力画像、提案 SSR 画像それぞれのエッジ強度に関する重みを図 4.4 に示す。図 4.4において、白色に近い画素ほど重みが大きく、黒色に近い画素ほど重みが小さい。図 4.4 から、入力画像において暗部であった橋の網目の領域に関しては、提案 SSR 処理によって視認性が改善されたことにより、提案 SSR 画像の重みが大きくなることが確認できる。一方、提案 SSR 画像において視認性劣化が発生している橋の下の領域に関しては、入力画像の重みが大きくなることが確認できる。

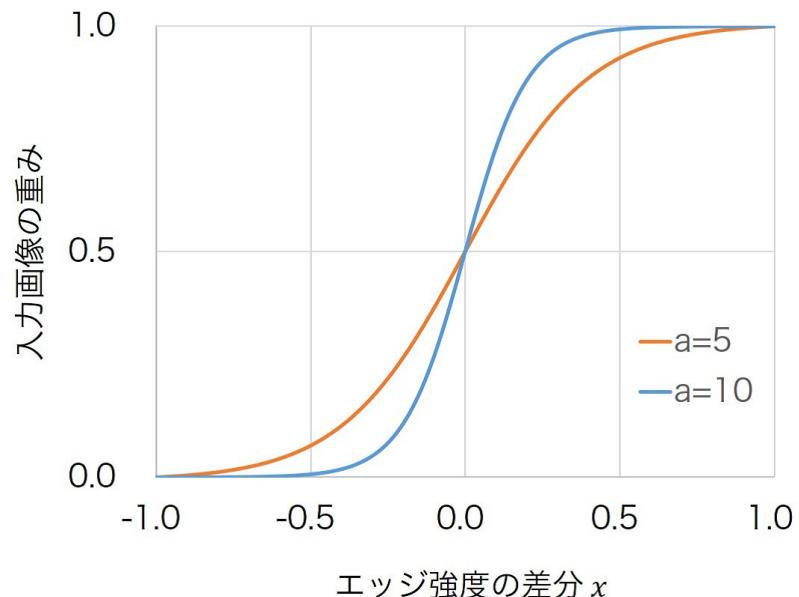


図 4.3 シグモイド関数



(a) 入力画像 (b) 提案 SSR 画像

図 4.4 エッジ強度に関する重み例

最後に、図 4.2 に示すエッジ強度の差分画像算出過程で生成した、入力画像と提案 SSR 画像のエッジ強度画像を用いたアンシャープマスク処理によって入力画像と提案 SSR 画像のエッジ強調処理を行う。以降の 4.2.2 節および 4.2.3 節で述べる入力画像と提案 SSR 画像は、エッジ強調処理を適用した画像を指す。

#### 4.2.2 輝度値に関する重み決定方法

[17]では、平均に関しては  $\bar{\mu} \simeq 0.6$  と記されている。各画素の輝度値が 0.6 に近いほど、局所領域で輝度値の平均を算出した際にも平均  $\bar{\mu}$  は 0.6 程度になると言える。そこで提案手法では、基準値を 0.6 とし、各画素の輝度値と基準値の差に応じた重みを与える。入力画像と提案 SSR 画像それぞれの各画素の輝度値を式(4.4)に示す 1 次元のガウス関数に入力した際の応答を、その画素位置での輝度値に関する重みとする。

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{[I(x, y) - \mu]^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.4)$$

ここで、 $I(x, y)$  は入力する各画像の輝度値、 $\mu$  はガウス関数の平均(基準値)、 $\sigma$  はガウス関数の標準偏差である。 $\mu = 0.6$  で  $\sigma = 0.1$  および  $\sigma = 0.3$ 、 $\sigma = 0.5$  としたときのガウス関数のグラフを図 4.5 に示す。図 4.5 に示すようなガウス関数に輝度値を代入するため、入力値が 0.6 に近いほど大きな重みとなり、遠いほど小さな重みとなる。 $\sigma$  の値が小さいほど、基準値との差がより小さい場合にのみ重みが大きくなり、反対に、 $\sigma$  の値が大きいほど基

準値との差が大きい場合でも大きな重みとなる。 $\mu = 0.6$ ,  $\sigma = 0.3$  のガウス関数を用いた場合の入力画像, 提案 SSR 画像それぞれの輝度値に関する重みを図 4.6 に示す。図 4.4 と同様, 図 4.6 においても白色に近い画素ほど重みが大きく, 黒色に近い画素ほど重みが小さい。図 4.6 から, 橋や影の領域といった入力画像における暗部に関しては提案 SSR 画像の重みが大きくなり, 提案 SSR 画像において視認性劣化が発生している背景の山々といった明部に関しては入力画像の重みが大きくなることが確認できる。

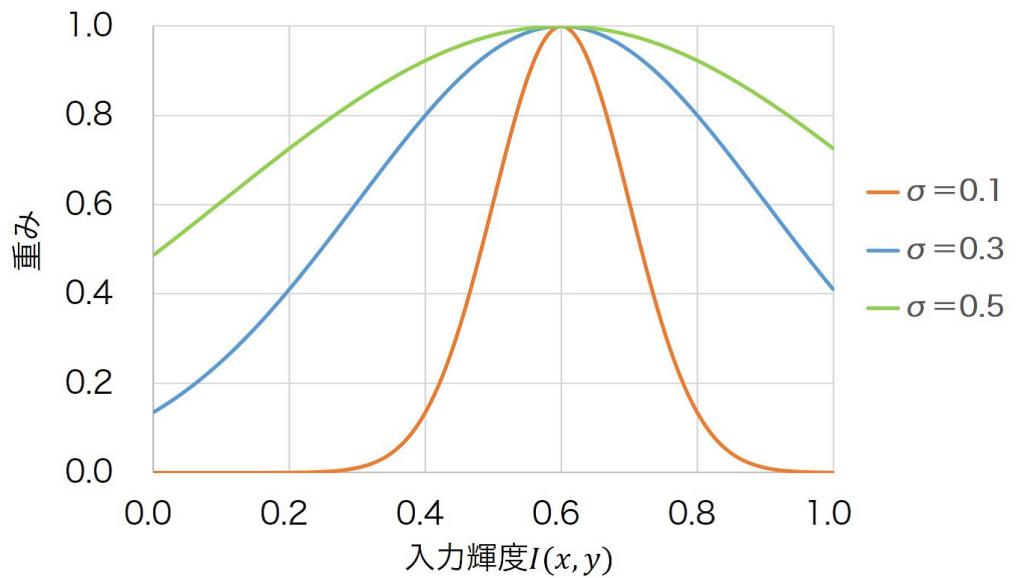


図 4.5 ガウス関数 ( $\mu = 0.6$ )



### 4.2.3 2種の重みを用いた画像合成

4.2.1節および4.2.2節で述べたエッジ強度と輝度値に関する重みを組み合わせた値を、入力画像と提案SSR画像それぞれの重みとして合成を行う。入力画像の重み  $w_I(x, y)$  を式(4.5)に、提案SSR画像の重み  $w_{SSR}(x, y)$  を式(4.6)に示す。

$$w_I(x, y) = I_e(x, y) + I_g(x, y) \quad (4.5)$$

$$w_{SSR}(x, y) = SSR_e(x, y) + SSR_g(x, y) \quad (4.6)$$

ここで、 $I_e(x, y)$  および  $SSR_e(x, y)$  は各画像のエッジ強度に関する重みであり、 $I_g(x, y)$  および  $SSR_g(x, y)$  は各画像の輝度値に関する重みである。各画素位置での重み和は 1.0 である必要があるため、式(4.5)および(4.6)を正規化した後、入力画像と提案SSR画像に適用する。以上から、提案手法での合成画像は式(4.7)によって得られる。

$$dst(x, y) = \frac{w_I(x, y)}{w_I(x, y) + w_{SSR}(x, y)} I_V(x, y) + \frac{w_{SSR}(x, y)}{w_I(x, y) + w_{SSR}(x, y)} SSR(x, y) \quad (4.7)$$

式(4.5)および式(4.6)から算出される各画像に対する重み、式(4.7)によって生成される合成画像の例を図4.7に示す。図4.7(c)および(d)から、入力画像における明部に関しては入力画像の重みが大きく、暗部に関しては提案SSR画像の重みが大きくなることが確認できる。また、橋の下の領域や背景の山々に着目すると、物体の凹凸に応じて重みの値が変化していることが確認できる。このことから、式(4.5)および式(4.6)によって決定する重みは、各画像の詳細な情報を反映する重み決定方法であると言える。図4.7(e)から、提案手法の重み決定方法に基いて生成された合成画像は明暗部において高い視認性を示していることが確認できる。

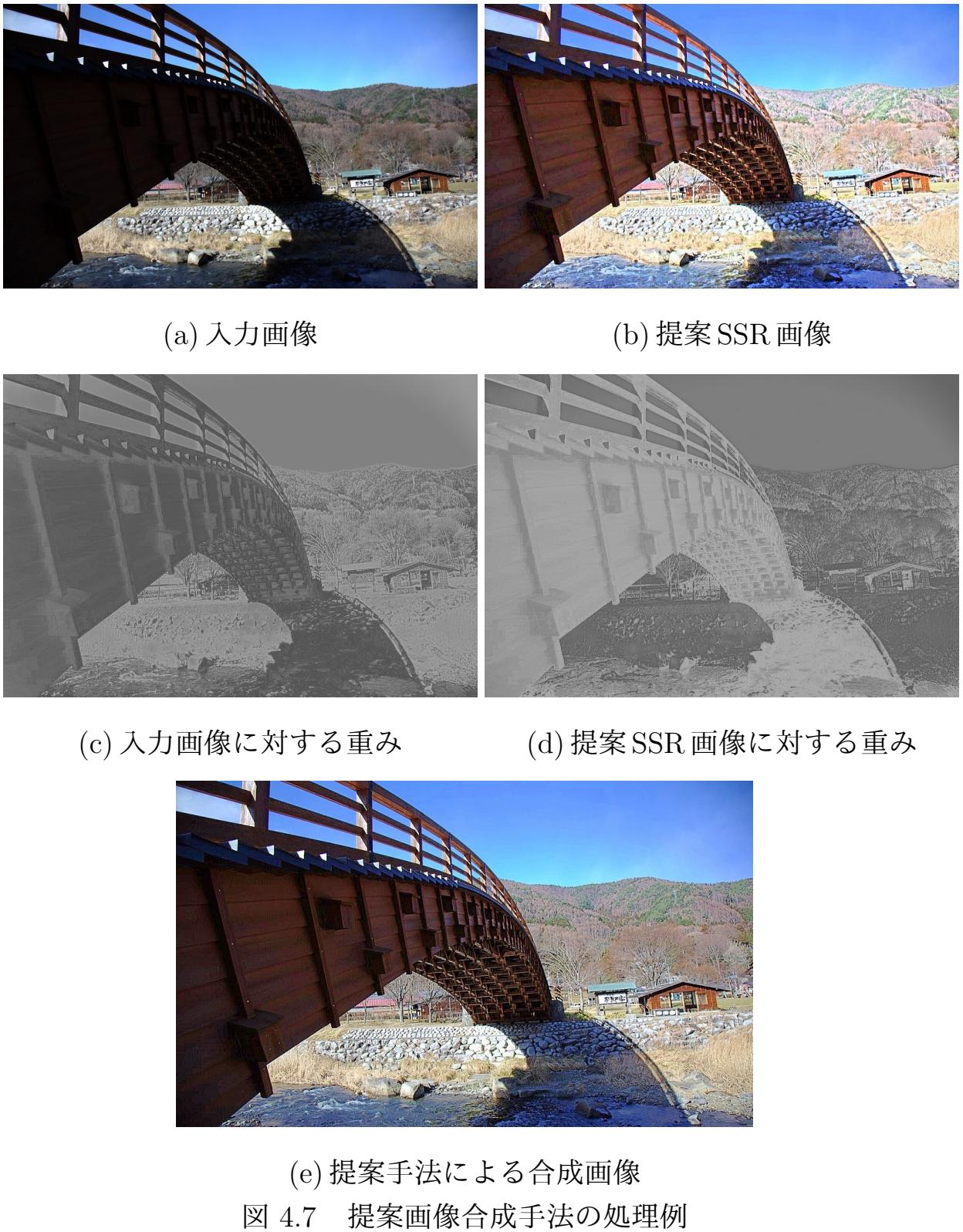


図 4.7 提案画像合成手法の処理例

### 4.3 まとめ

本章では、RSSR を基にした、明度成分のみを処理する SSR 処理および画像合成における重み決定方法を提案した。RSSR は画像を RGB 表色系で処理することに対し、提案手法では HSV 表色系に変換した後、明度成分に対してのみ処理を行う。これにより、処理に伴って発生する色相の変化を抑制できる。画像合成における重み決定方法については、主観評価に合致する統計量であるエッジ強度と輝度値に着目し、これらを組み合わせて重みを決定する。これにより、生成される合成画像は主観的に視認性の優れた画像となる。5 章では、実験により提案手法の有効性を示す。

# 第 5 章 実験

本章では、複数の明暗混在画像を用いて実験を行い、4章で述べた提案手法の有効性を示す。比較対象は提案 SSR および従来の画像合成手法である。本論文では、近年提案された種々の画像合成手法よりも視認性の優れた合成画像を生成できるとされる手法 [16] を比較対象とする。以降、[16] の従来の画像合成手法を従来手法と呼ぶ。従来手法と提案手法において、合成する入力画像と提案 SSR 画像は共通とする。5.1 節では実験条件を述べ、続く 5.2 節で実験結果を示す。

## 5.1 実験条件

### 5.1.1 対象画像

本論文で実験対象とする画像を図 5.1 に示す。いずれの画像に関しても、明部が明瞭に表現されており、暗部が不明瞭な 15 枚の明暗混在画像である。本章では、図 5.1 における左上の画像 (1000×650pixel) の処理結果のみを示し、その他の画像に関しては付録 A に示す。

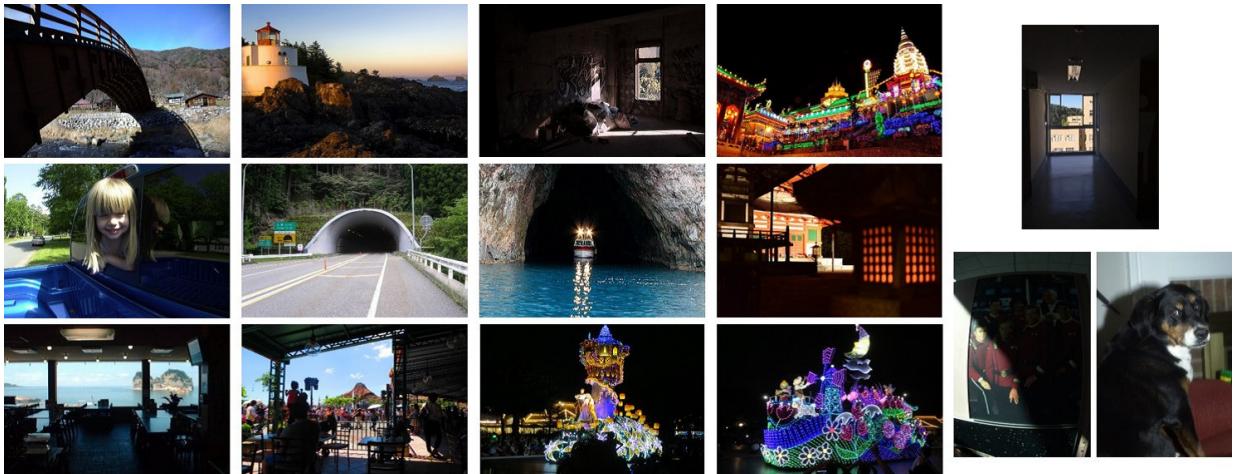


図 5.1 実験対象画像

### 5.1.2 評価内容

各手法によって生成される画像の全域および局所の視認性および客観評価指標によって画像の品質を評価する。また、各手法の処理時間の比較も行う。本論文では、局所領域においても視認性の優れる画像生成を目的としているため、局所情報を評価する Image Enhancement Metric(IEM)[24] を客観評価指標として採用する。IEM は、局所領域の鮮鋭感とコントラストが画像の見た目の品質に影響を及ぼすと考え、これらを定量化する指標である。算出した数値の大小は実際の見た目の品質の良し悪しと一致すると報告されている [25],[26]。IEM は基準画像と測定画像を用意し、両画像を比較した際、どちらの画像が優れた鮮鋭感とコントラストを表現しているかを数値化する。本論文では、基準画像として入力画像を、測定画像として提案 SSR 画像、従来手法による合成画像、提案手法による合成画像を与える。IEM は式 (5.1) で求める。

$$IEM = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^8 |I_{e,c}^{m,n} - I_{e,l}^{m,n}|}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^8 |I_{r,c}^{m,n} - I_{r,l}^{m,n}|} \quad (5.1)$$

ここで、 $M, N$  は局所領域数、 $I_{e,c}$  および  $I_{r,c}$  は局所領域の中心画素における測定画像および基準画像の輝度値、 $I_{e,l}$  および  $I_{r,l}$  は局所領域の中心画素を除く画素の輝度値である。基準画像と比較して、測定画像の方が鮮鋭感およびコントラストが高い場合は  $IEM > 1.0$  となり、低い場合は  $IEM < 1.0$  となる。また、基準画像と測定画像が同じ画像の場合、 $IEM = 1.0$  となる。局所領域の大きさは [24] と同様の  $3 \times 3$  とし、オーバーラップせずに局所領域を形成する。

### 5.1.3 各手法のパラメータ

提案 SSR でのパラメータを表 5.1 に、従来手法でのパラメータを表 5.2 に、提案手法でのパラメータを表 5.3 にそれぞれ示す。表 5.3 に示す提案手法のパラメータにおいて、シグモイド関数の勾配  $a$  については、一方の画像に対する重みが支配的になることを防ぐよう選定した。入力画像において視認性の優れていた明部のエッジ強度が提案 SSR 画像のエッジ強度よりも強い値を持つとは限らない。これは図 4.4 の背景の山々に対する重みから確認できる。したがって、エッジ強度が僅かでも勝る場合に大きな重みとなるよう設定した場合、入力画像における明部に関しても提案 SSR の合成比率が大きくなり、視認性劣化の抑制効果が弱まってしまう。 $a$  の値を変化させて生成した合成画像を比較した際、 $a = 5$  から 10 度程の画像よりも  $a = 15$  度程の画像は明部の輝度値が高く、視認性劣化の抑制効果が弱い印象を受けたため、本論文では、 $a = 5$  を採用する。 $a$  の値を変化させた場合の合成画像の例を図 5.2 に示す。また、ガウス関数の標準偏差  $\sigma$  に関しては、基準値との輝度差に対して重みが優位に働くよう選定した。図 4.5 に示したように、 $\sigma$  の値が小さい場合、入力画像と提案 SSR 画像の輝度値が共に平均値から遠い場合は重みが極端に小さくなり、反対に、 $\sigma$  の値が大きい場合は両画像に対する重みに優位な差が生じない。 $\sigma$  の値を変化させて生成した合成画像を比較した際、 $\sigma = 0.3$  のときの視認性が最も優れていると判断し、本論文では  $\sigma = 0.3$  を採用する。 $\sigma$  の値を変化させた場合の合成画像の例を図 5.3 に示す。

表 5.1 提案 SSR のパラメータ

バイラテラルフィルタサイズ	$17 \times 17$
距離の標準偏差 $\sigma_m$	4
輝度差の標準偏差 $\sigma_d$	0.4
値域圧縮後の照明光下限値 $L_{min}$	0.12
値域圧縮後の照明光上限値 $L_{max}$	1.0

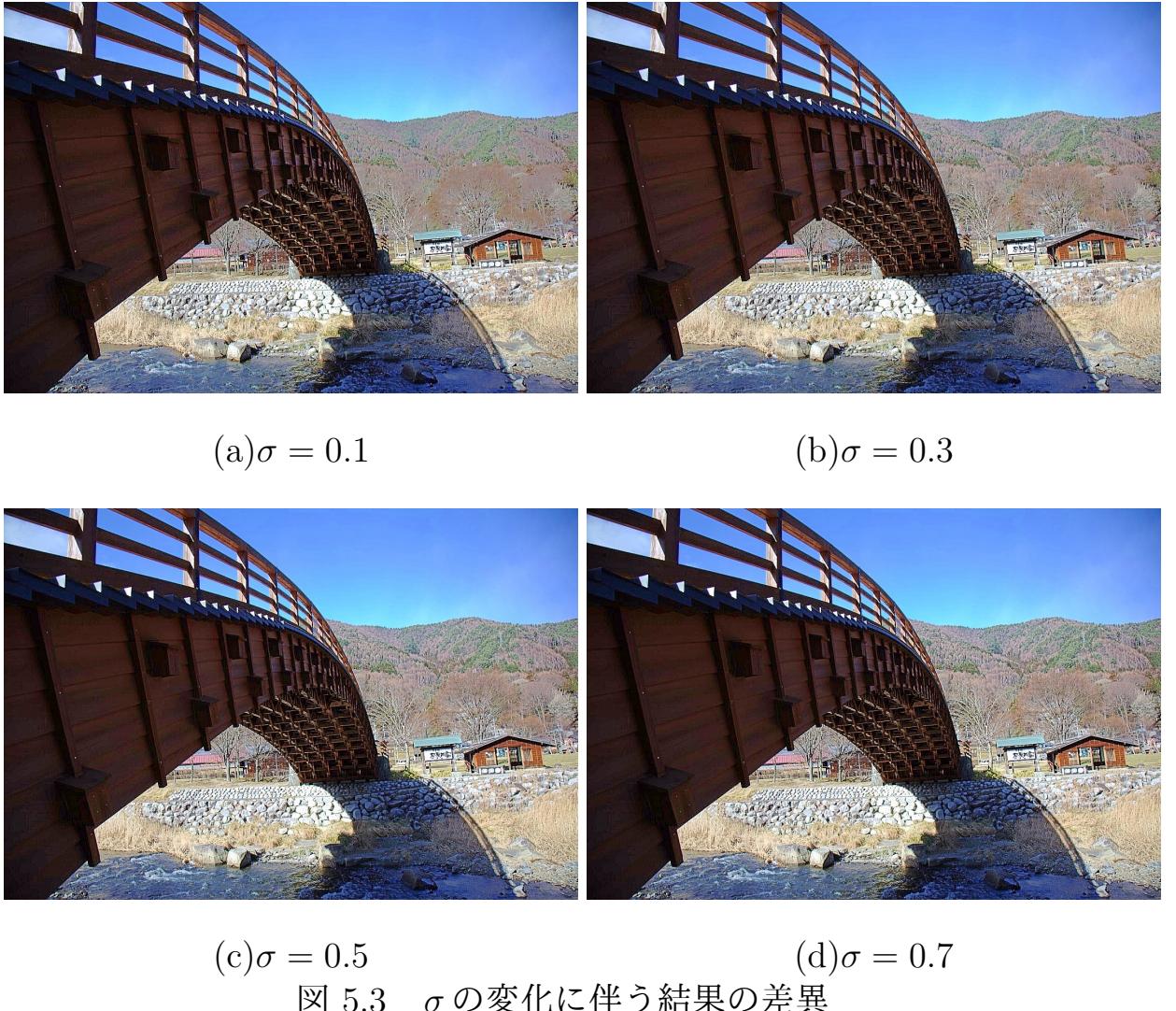
表 5.2 従来手法のパラメータ

局所領域サイズ	$11 \times 11$
領域移動量	2
指数 $p$	4
ガウス関数標準偏差 $\sigma_g$	0.2
ガウス関数平均 $\mu_g$	0.5
ガウス関数標準偏差 $\sigma_l$	0.5
ガウス関数平均 $\mu_l$	0.5

表 5.3 提案手法のパラメータ

シグモイド関数の勾配 $a$	5
ガウス関数標準偏差 $\sigma$	0.3
ガウス関数平均 $\mu$	0.6

(a)  $a = 5$ (b)  $a = 10$ (c)  $a = 15$ (d)  $a = 20$ 図 5.2  $a$  の変化に伴う結果の差異

図 5.3  $\sigma$  の変化に伴う結果の差異

## 5.2 実験結果

図 5.4 に入力画像, 提案 SSR 画像, 従来手法による合成画像, 提案手法による合成画像をそれぞれ示す. 図 5.4(b) では, 同図 (a) と比較して暗部の視認性が向上している反面, 明部の視認性は劣化していることが確認できる. これに対し, 同図 (c), (d) に示す従来手法および提案手法による合成画像は, 同図 (b) と同様に暗部の視認性を向上しつつ, 明部の視認性劣化は抑制されており, 明暗部の視認性を両立していることが確認できる.

また, 図 5.4において赤枠で囲った, 明部の局所に着目した場合の画像を図 5.5 に示す. 図 5.5 から, 局所に着目した場合でも従来手法および提案手法によって生成された合成画

像は視認性の劣化を抑制していることが確認できる。同図(c)と(d)を比較すると、提案手法によって生成された合成画像は鮮鋭感があり、物体の様子をより一層知覚可能な高視認性画像であることが確認できる。

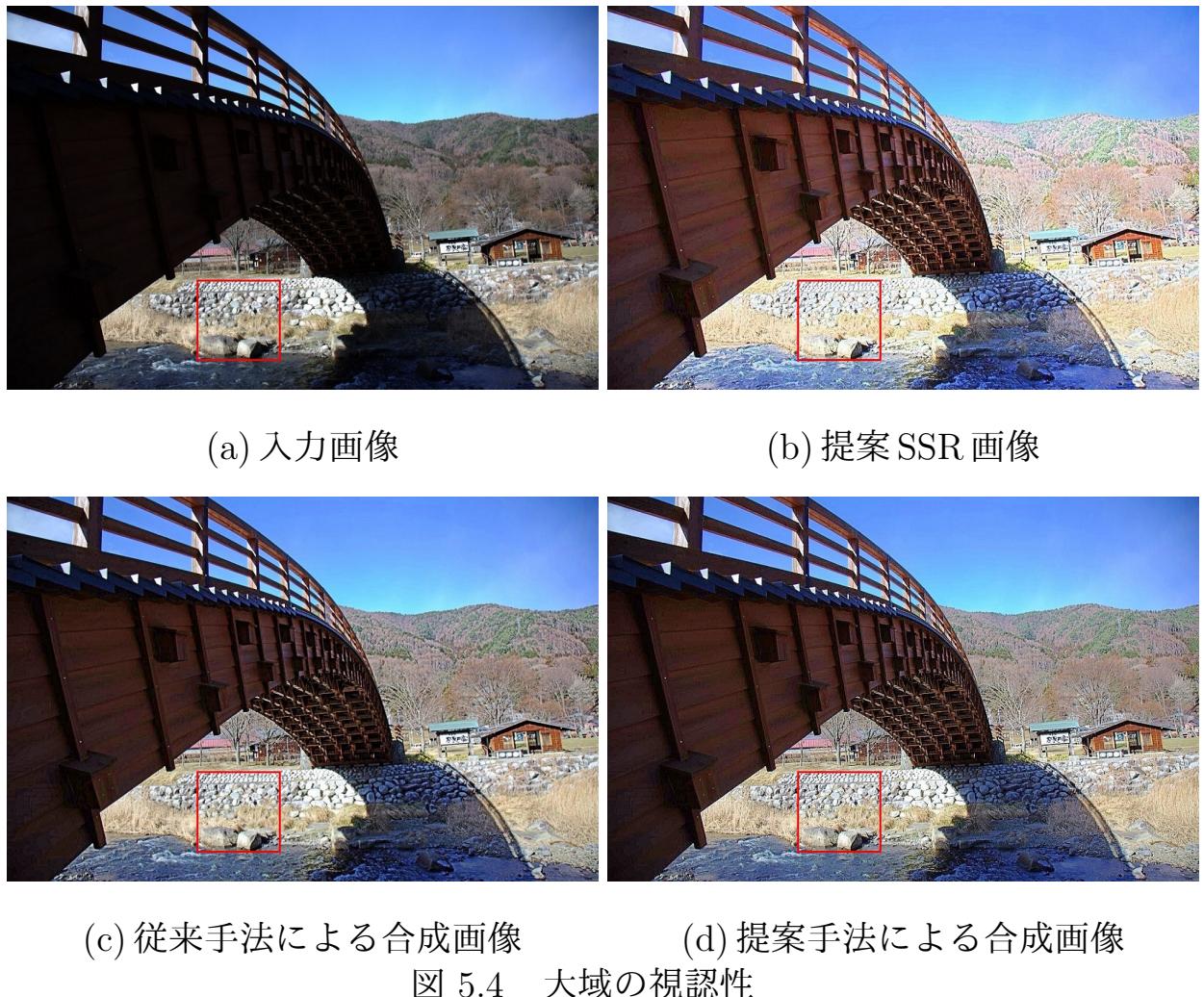
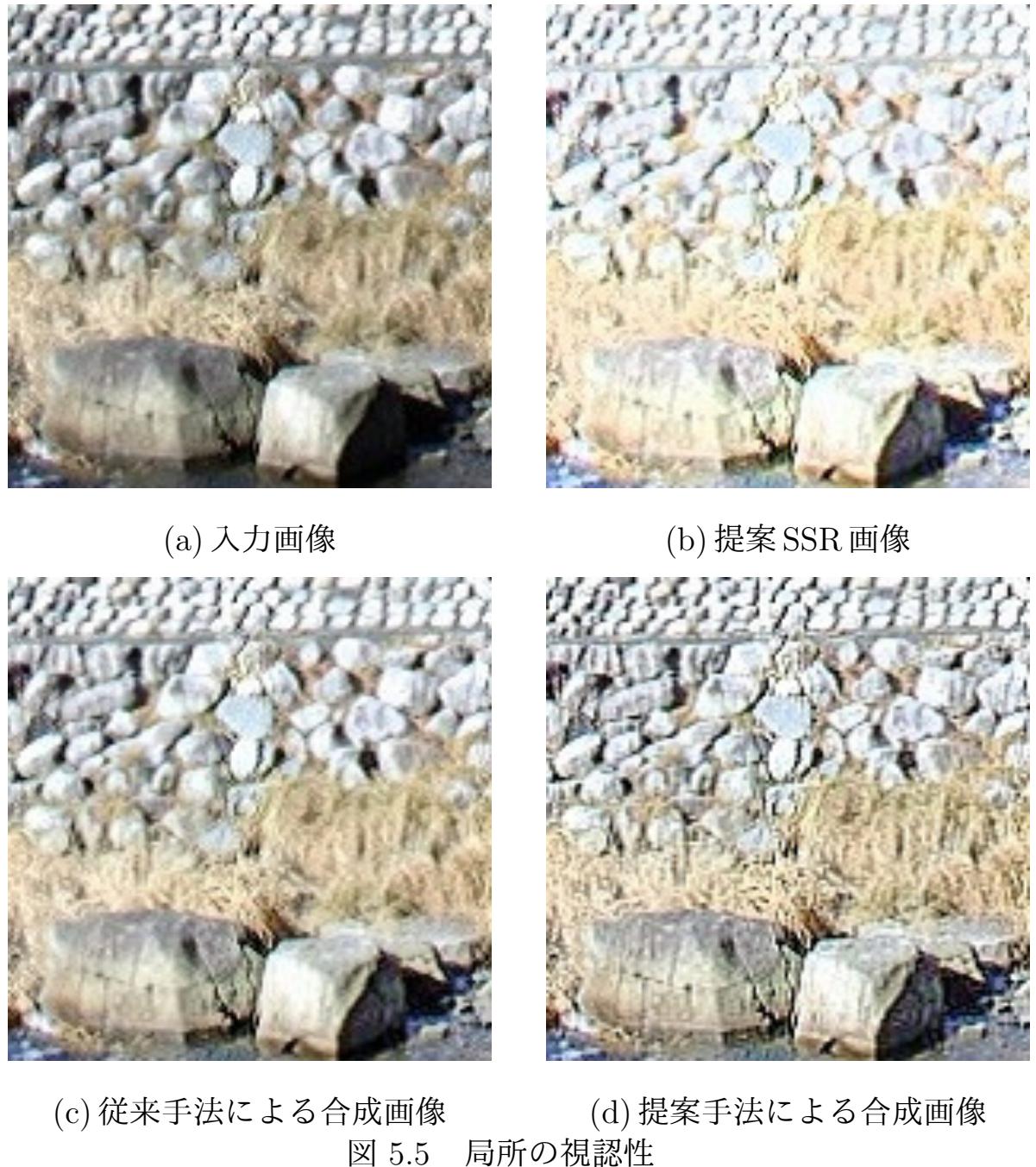


図 5.4 大域の視認性



続いて、図 5.4 に示した画像に対して IEM を算出した結果を図 5.6 に示す。提案 SSR 画像と従来手法による合成画像の IEM はそれぞれ 1.69 および 1.72 であるのに対し、提案手法による合成画像は 2.40 であり、提案手法による合成画像の IEM が最も大きい結果となつた。前述した通り、局所領域の視認性は提案手法による合成画像が最も優れていたことから、IEM は主観的な視認性の良し悪しと一致する指標であると言える。図 5.1 に示した 15

枚の画像に対しても IEM を算出し、平均値を求めた結果を図 5.7 に示す。提案 SSR 画像と従来手法による合成画像の IEM はそれぞれ 2.03 および 2.06 であるのに対し、提案手法による合成画像は 2.98 であり、対象画像の数を増加した場合であっても提案手法による合成画像の IEM が最も大きい結果となった。このことから、客観的にも提案手法による合成画像が最も鮮鋭感があり、高コントラストな画像であると言える。したがって、提案手法は明暗部の視認性を両立するだけでなく、客観的に従来手法以上の高視認性画像を生成できると言える。



図 5.6 図 5.4 の IEM

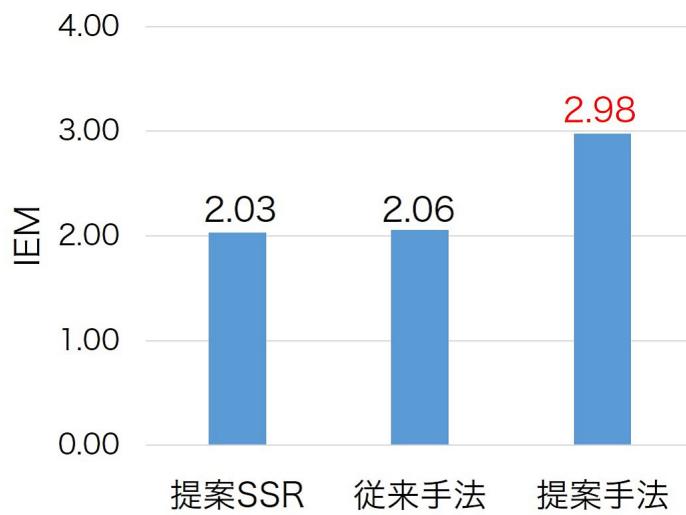


図 5.7 全対象画像の IEM 平均値

図 5.8 および表 5.4 に提案 SSR、従来手法、提案手法の処理時間を示す。従来手法および提案手法の処理時間は、提案 SSR 処理と合成処理の処理時間の合算である。なお、使用 PC

の性能はCore i7, 3.40GHzである。図5.8および表5.4から、提案SSRと比較して、従来手法は約35倍、提案手法は約2.4倍の処理時間で視認性を向上した合成画像の生成が可能である。また、提案SSRの処理を除き、合成処理のみを比較した場合、提案手法は従来手法よりも約25倍高速であった。

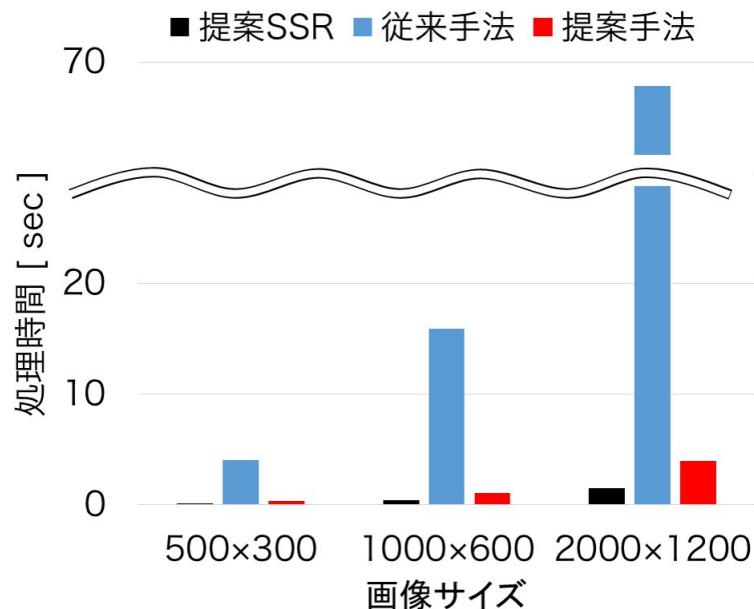


図 5.8 各手法の処理時間

表 5.4 各手法の処理時間 [sec]

画像サイズ	500×300	1000×600	2000×1200
提案 SSR	0.17	0.40	1.49
従来手法	4.08	15.9	62.9
提案手法	0.33	1.06	3.96

### 5.3 まとめ

本章では、実験により提案 SSR, 従来手法, 提案手法の比較を行い, 提案手法の有効性を示した。従来手法, 提案手法のそれぞれで生成される合成画像は明暗部の視認性を両立しており, 従来の SSR における明暗部の視認性が両立できない問題を解決することを示した。従来手法と提案手法を比較した場合, 提案手法は局所情報をより一層知覚可能な見えとなっており, 客観評価においても優位性を示した。また, 両合成手法の処理時間に関しては, 提案手法は従来手法の約 25 倍高速であることを示した。これらの結果から, 明暗混在画像の視認性向上処理において, 提案手法は有効な手法であることを示した。提案 SSR, 従来手法, 提案手法の各性能を表 5.5 に示す。

表 5.5 各手法の性能

手法	提案 SSR	従来手法	提案手法
暗部改善	◎	◎	◎
コントラスト	○	○	◎
計算量	◎	×	○
明部視認性保持	×	◎	◎

## 第 6 章 おわりに

本論文では、暗部が不明瞭である画像の視認性向上を目的とし、Retinex 理論に基づく画質改善および画像合成を用いた手法を提案した。1章では、日常生活での写真撮影で起こり得る問題について触れ、問題解決方法である画質改善処理および画像合成について述べた。また、本論文における研究目的についても併せて述べた。2章では、Retinex 理論、SSR、MSR、RSSR の詳細を述べた。また、RSSR は最も効果的な暗部改善効果を示すが、処理に伴って視認性の優れていた明部の視認性が劣化してしまう問題、色相を大きく変化させてしまう問題があることも述べた。3章では、提案手法において要素技術となる画像合成および主観評価に合致する統計量の詳細を述べた。4章では、RSSR での色相変化を抑制する処理、主観評価に合致する統計量を考慮した画像合成手法を提案した。前者に関しては、処理対象となる表色系を変更し、明度成分のみを処理することによって色相変化を抑制する。後者に関しては、見えが良いと感じる画像の統計量は一定範囲に収束することに着目し、生成される合成画像の統計量が一定範囲に近づくよう重みを決定する。これにより、明暗部の優れた視認性を示す合成画像を生成する。5章では、提案手法によって生成した合成画像が明暗部の視認性を両立し、従来の SSR 処理の問題を解決することを示した。従来の画像合成手法と比較した場合、提案手法による合成画像の視認性が主観的にも客観的にも勝ることを示した。また、提案した画像合成手法は従来の画像合成手法よりも非常に高速な処理であることを示した。以上の結果から、明暗混在画像の視認性向上処理において、提案手法が有効な手法であることを結論として得た。

## 付録 A 実験対象画像

5章で実験対象とした全画像について、入力画像、提案SSR画像、従来手法による合成画像、提案手法による合成画像をそれぞれ示す。



(a) 入力画像



(b) 提案 SSR 画像



(c) 従来手法による合成画像



(d) 提案手法による合成画像

図 A.1 対象画像 2 : 1000×650pixel



図 A.2 対象画像 3 : 450×350pixel



図 A.3 対象画像 4 : 1000×650pixel



図 A.4 対象画像 5 : 1000×650pixel

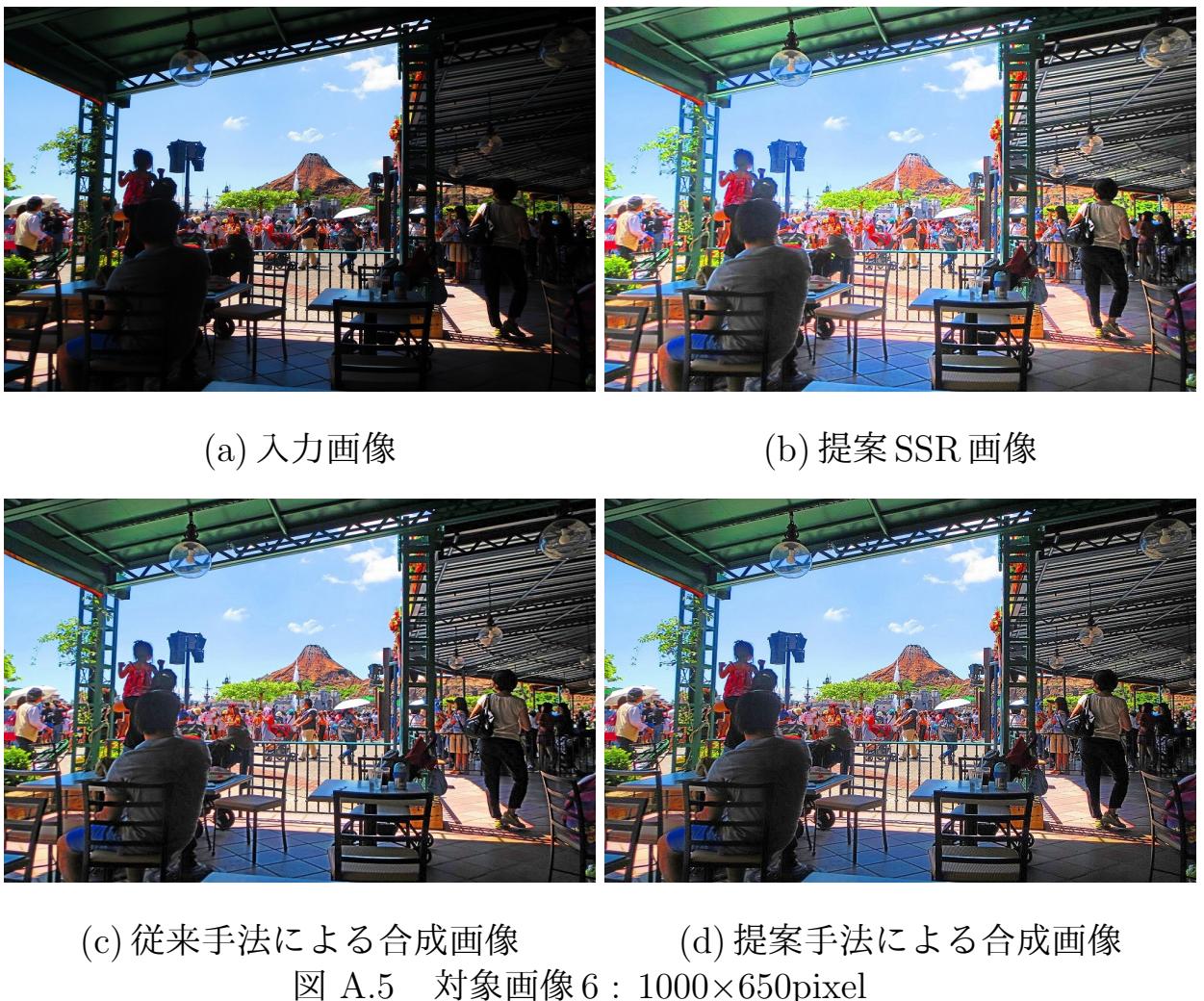




図 A.6 対象画像 7: 1000×650pixel

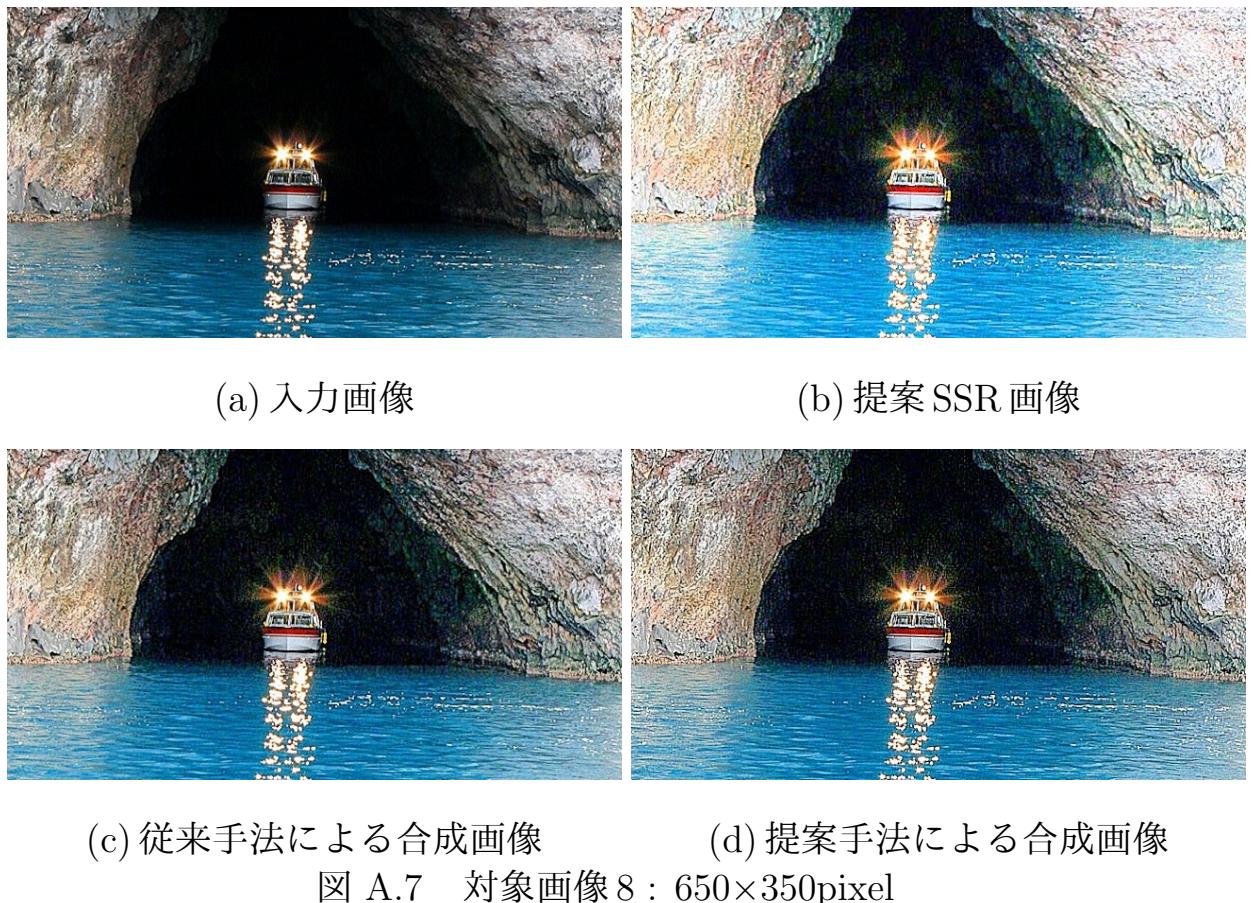


図 A.7 対象画像 8 : 650×350pixel

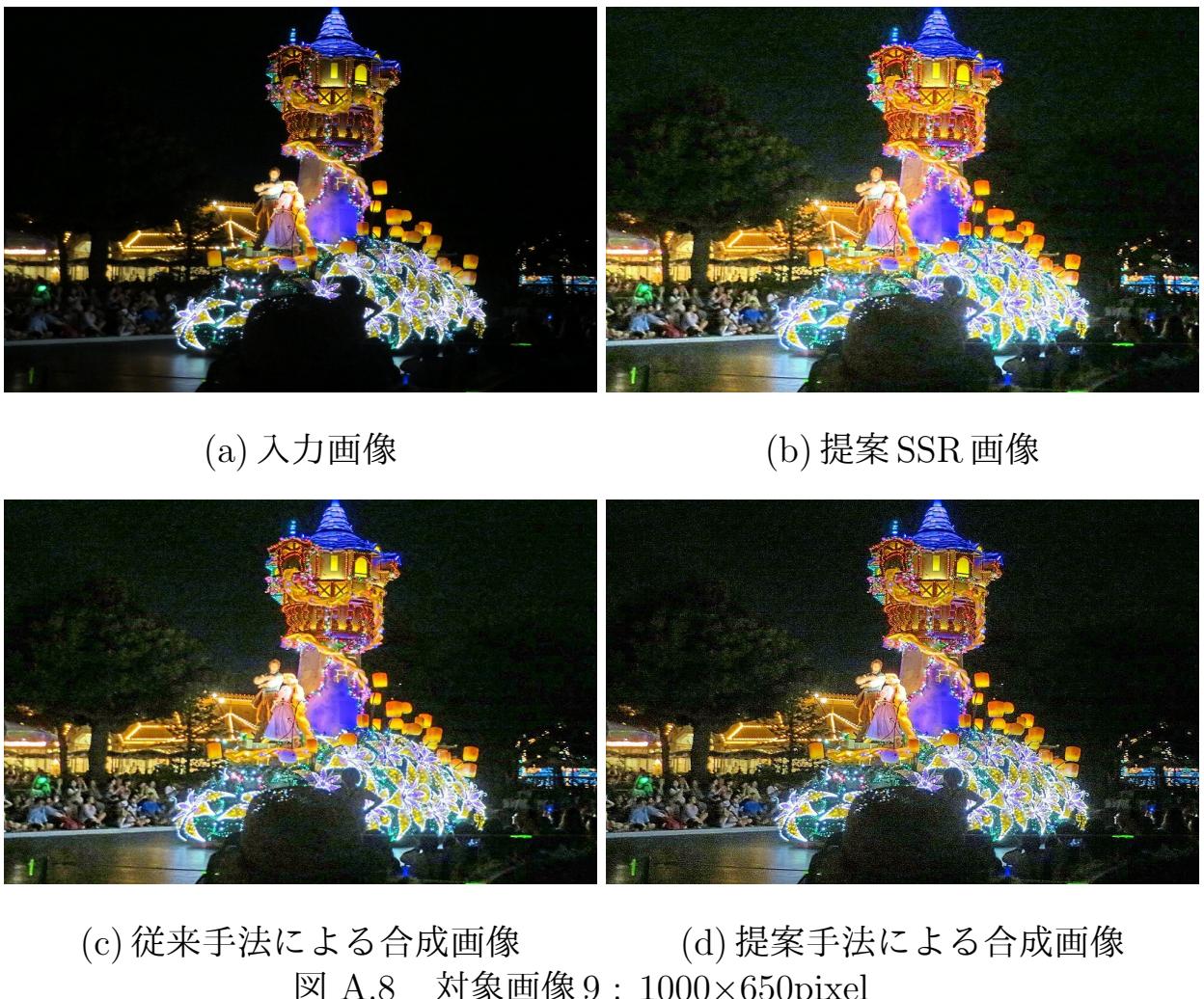


図 A.8 対象画像 9 : 1000×650pixel

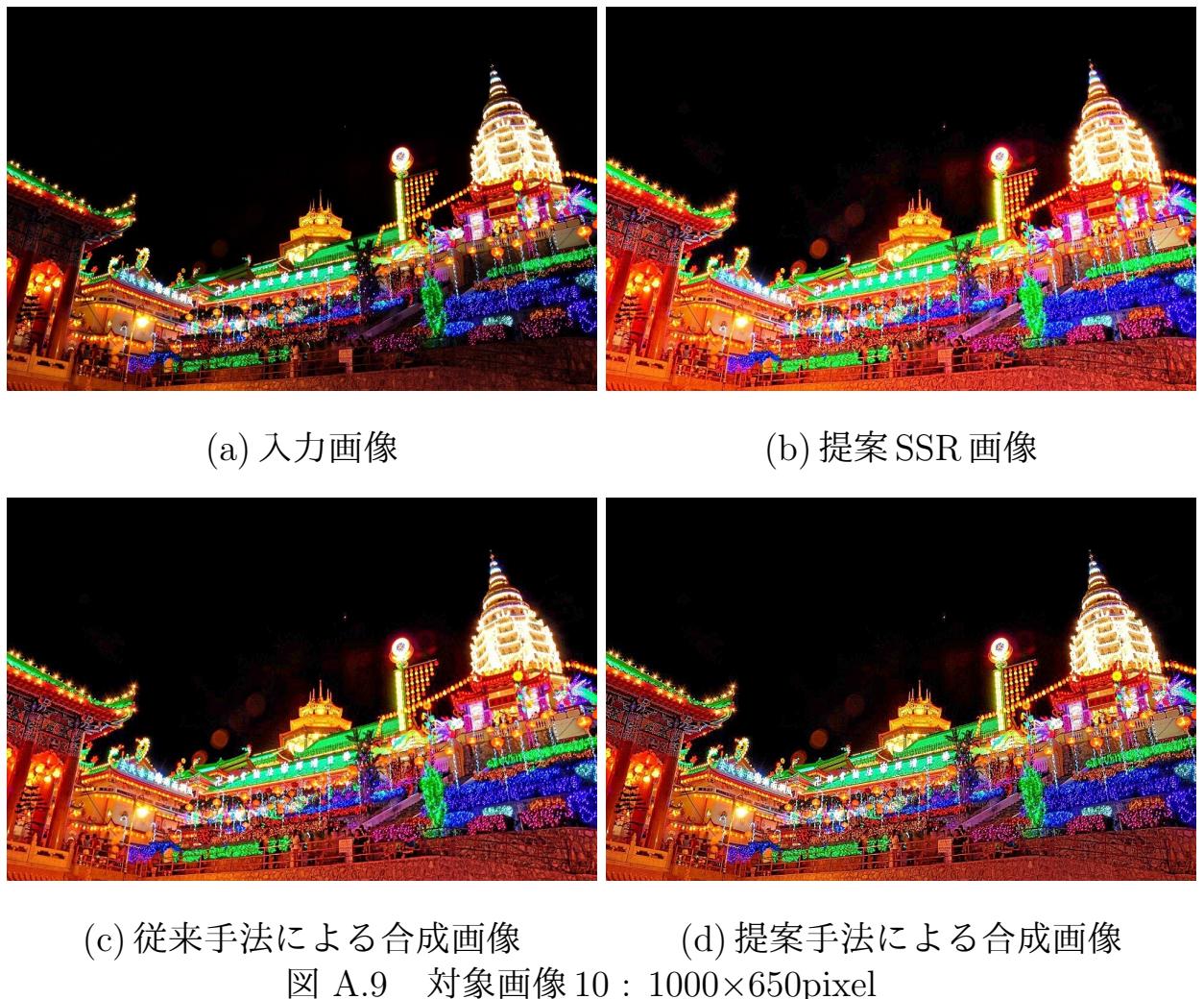


図 A.9 対象画像 10 : 1000×650pixel



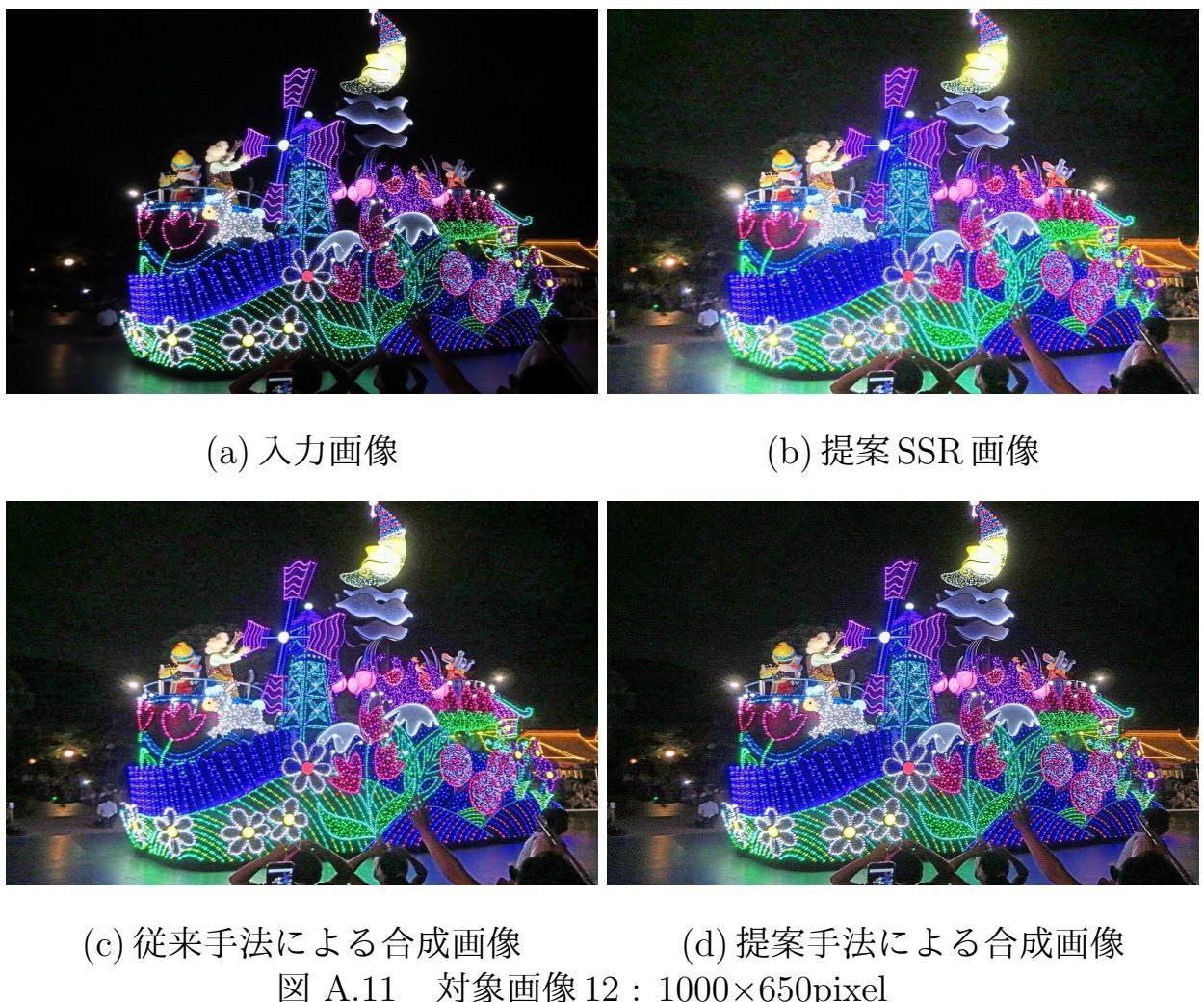
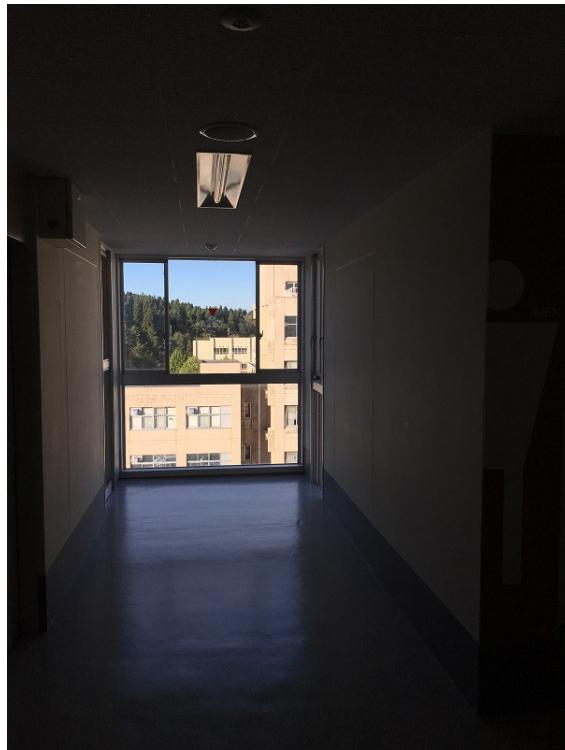
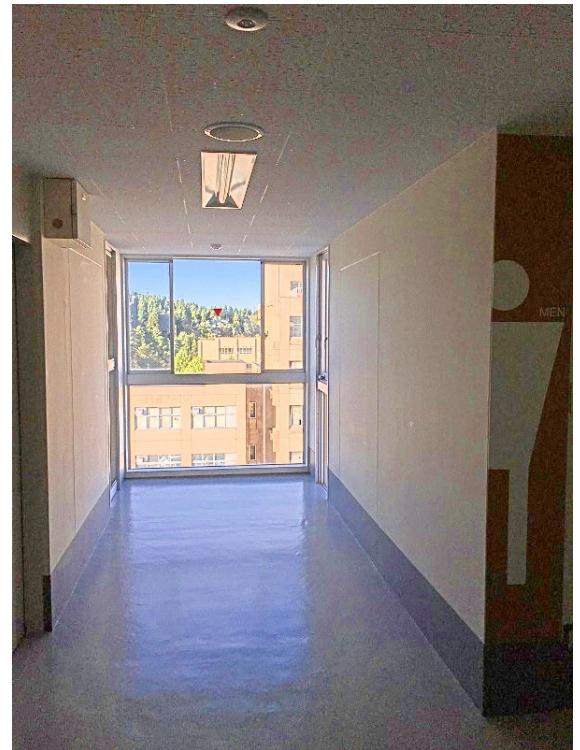


図 A.11 対象画像 12 : 1000×650pixel



(a) 入力画像



(b) 提案 SSR 画像



(c) 従来手法による合成画像

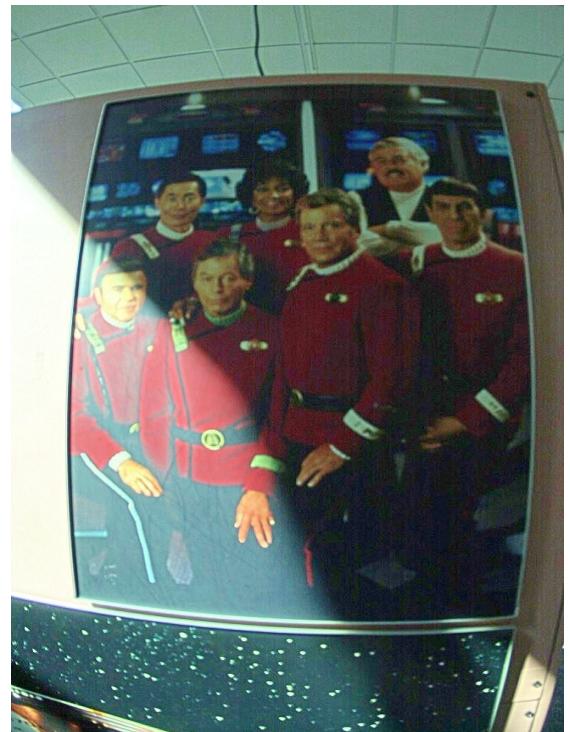
図 A.12 対象画像 13 : 600×800pixel



(d) 提案手法による合成画像



(a) 入力画像



(b) 提案 SSR 画像

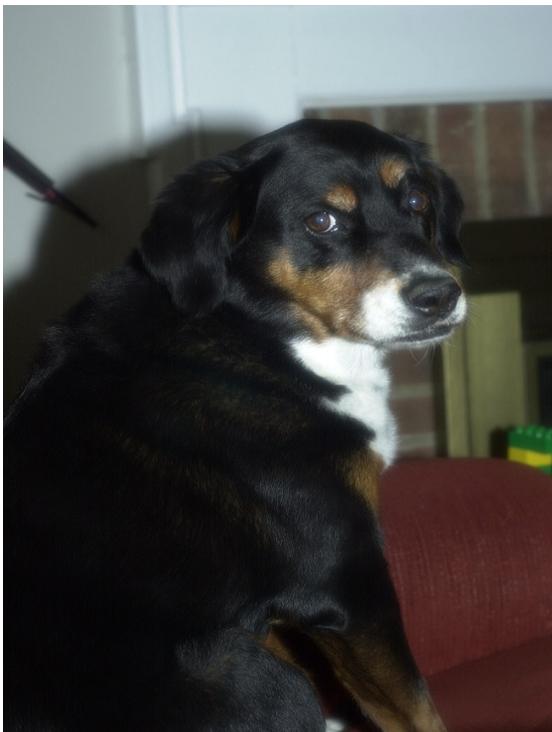


(c) 従来手法による合成画像

図 A.13 対象画像 14 : 650×1000pixel



(d) 提案手法による合成画像



(a) 入力画像



(b) 提案 SSR 画像



(c) 従来手法による合成画像

図 A.14 対象画像 15 : 650×1000pixel



(d) 提案手法による合成画像

## 謝辞

本研究遂行にあたり、日頃から懇切丁寧な御指導をいただきました、本学電気系杉田泰則准教授に深く感謝致します。本論文の審査において、貴重な御意見をいただきました、本学電気系岩橋政宏教授ならびに同武井由智准教授に感謝致します。また、日常生活の様々な場面でお世話になりました、杉田研究室の皆様に感謝致します。

最後に、勉学に励む機会を与え、支え続けてくれた両親ならびに家族に深く感謝致します。

平成29年2月

## 参考文献

- [1] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and Retinex Theory", Journal of the Optical Society of America, Vol. 61, No. 1, pp.1-11, January 1971.
- [2] I. S. Jamg, T. H. Lee, H. G. Ha, and Y. H. Ha, "Adaptive Color Enhancement Based on Multi-Scaled Retinex Using Local Contrast of the Input Image", IEEE International Symposium on OPtomechatronic Tecnologies, pp.1-6, October 2010.
- [3] L. Meylan and S. Süsserunk, "High Dynamic Range Image Rendering With a Retinex-Based Adaptive Filter", IEEE Trans. Image Process., Vol. 15, No. 9, pp.2820-2830, September 2006.
- [4] W. J. Kyung, T. H. Lee, C. H. Lee, and Y. H. Ha, "Hue Preservation using Enhanced Integrated Multi-scale Retinex for Improved Color Correction", Journal of Imaging Science and Technology, Vol. 55, No. 1, pp.010504-1-010504-10, December 2011.
- [5] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "Properties and Performance of a Center/Surround Retinex", IEEE Trans. Image Process., Vol. 6, No. 3, pp.451-462, March 1997.
- [6] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "A Multiscale Retinex for Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes", IEEE Trans. Image Process., Vol. 6, No. 7, pp.965-976, July 1997.
- [7] H. Lin and Z. Shi, "Multi-scale Retinex Improvement for Nighttime Image Enhancement", Optic-International Journal for Light and Electron Optics, Vol.125, No. 24, pp.7143-7148, October 2014.
- [8] 小池芳明, 堀内隆彦, 斎藤了一, 富永昌治, "Single-Scale Retinex モデルにおけるコントラストとハローの改善", 日本画像学会誌, Vol.48, No. 2, pp.84-91, April 2009.
- [9] T.Mertrns, J.Kautz, and F.V. Reeth, "Exposure Fusion : A Simple and Practical Alternative to High Dynamic Range Photography", COMPUTER GRAPHICS forum, Vol. 28, No. 1, pp.161-171, March 2009

- [10] Q. Chen, X. Xu, Q. Sun, and D. Xia, "A solution to the deficiencies of image enhancement", ELSEVIER Signal Process., Vol. 90, Issue 1, pp.44-56, Janualy 2010.
- [11] B. Gu, W. Li, J. Wong, M. Zhu, and M. Wang, "Gradient field multi-exposure images fusion for high dynamic range image visualization", ELSEVIER Journal of Vis. Commun. Image. R., Vol. 23, Issue 4, pp.604-610, May 2012
- [12] Z. G. Li, J. H. Zheng, and S.Rahardja, "Detail-Enhanced Exposure Fusion", IEEE Trans. Image Process., Vol. 21, No.11, pp.4672-4676, November 2012.
- [13] S. Li and X. Kang, "Fast Multi-exposure Image Fusion with Median Filter and Recursive Filter", IEEE Trans. Consumer Electronics, Vol. 58 No. 2, pp. 626-632, May 2012.
- [14] M.Song, D. Tao, C. Chen, J. Bu, and J. Luo, "Probabilistic Exposure Fusion", IEEE Trans. Image Process., Vol. 21, No. 1, pp.341-357, January 2012.
- [15] S. Li, X. Kang, and J. Hu, "Image Fusion with Guided Filter", IEEE Trans. Image Process., Vol. 22, No. 7, pp.2864-2875, July 2013.
- [16] K. Ma and Z.Wang, "MULTI-EXPOSURE FUSION: A PATCH-WISE APPROACH", IEEE International Conf. Image Process., ICIP2015, pp.1717-1721, September 2015.
- [17] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "The Statistics of Visual Representation", Proc. SPIE 4736, pp.25-35, July 2002.
- [18] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral Filtering for Gray and Color Images", IEEE International Conference on Computer Vision, 1998
- [19] D. Ghimire and J. Lee, "Nonlinear Transfer Function-Based Local Approach for Color Image Enhancement", IEEE Trans. Consumer Electronics, Vol. 57, No. 2, pp.858-865, May 2011
- [20] C. Tsai and C. Chou, "A novel simultaneous dynamic range compression and local contrast enhancement algorithm for digital video cameras", EURASIP J. Image and Video Processing, 2011(6), pp.1-19, September 2011

- [21] C. Y. Tsai, "A Fast Dynamic Range Compression With Local Contrast Preservation Algorithm and Its Application to Real-Time Video Enhancement", IEEE Trans. Multimedia, Vol. 14, No. 4, pp.1140-1152, August 2012
- [22] Z. Zhou, N. Sang, and X. Hu, "A parallel nonlinear adaptive enhancement algorithm for low- or high-intensity color images", EURASIP J. Advances in Signal Pross., 2014(70), pp.1-14, May 2014
- [23] Y. Wang, H. Wang, C. Yin, and M. Dai, "Biologically inspired image enhancement based on Retinex", ELSEVIER Neurocomputing, Vol. 177, pp.373-384, February 2016
- [24] V. L. Jaya, R. Gopikakumari, "IEM: A New Image Enhancement Metric for Contrast and Sharpness Measurements", Int. J. Comput. Appl., Vol. 79, No. 9, pp.1-9, October 2013
- [25] K. Srividhya and M. M. Ramya, "Fuzzy Based Adaptive Contrast Enhancement of Underwater Images", Res. J. Inform. Tech., Vol. 8, Issue 1-2, pp.29-38, March 2016
- [26] Z. Liang, W. Liu, and R. Yao, "Contrast Enhancement by Nonlinear Diffusion Filtering", IEEE Trans. Image Process., Vol. 25, No. 2, pp.673-686, February 2016