

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を用いた
明暗混在画像の補正処理に関する研究

指導教員 准教授 杉田 泰則

著者 電気電子情報工学専攻
12101685 大塚 崇明

提出期日 平成30年2月9日

目次

第 1 章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	2
1.3	本論文の構成	2
第 2 章	画質改善手法	3
2.1	Retinex 理論	3
2.2	Single Scale Retinex モデル	3
2.3	Multi Scale Retinex モデル	5
2.4	Rescaling Single Scale Retinex モデル	6
2.5	画像合成手法	7
2.6	まとめ	8
第 3 章	提案手法	9
3.1	シグモイド関数による補正	9
3.2	主観評価に合致する統計量	11
3.3	シグモイド関数の接点	12
3.4	テスト画像	12
3.5	ゲインの決定	13
3.5.1	ゲインの範囲	13
3.5.2	a_1 の決定	13
3.5.3	a_2 の決定	15
第 4 章	実験	17
4.1	客観評価指標	17
4.2	実験条件	19

4.2.1	実験画像	19
4.2.2	使用パラメータ	20
4.3	実験結果	21
4.3.1	暗部改善	22
4.3.2	明部保持	23
4.3.3	画像全体	24
4.3.4	処理時間	26
4.4	まとめ	27
第 5 章 おわりに		28
謝辞		29
参考文献		31

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

近年，画像は記録および自動作業など，日常における様々な場面において利用されている．画像の利用では，細部まで明瞭に撮影されている画像ほど利用価値が高くなる．人間の視覚特性のダイナミックレンジが 100dB～120dB であるのに対し，デジタルカメラをはじめとする一般的な撮像機器のダイナミックレンジは 80dB 程度と人間が知覚できる範囲全ての輝度情報を記録することができない [1]．そのため，撮影画像で，明暗部が混在する画像を撮影した場合，明部あるいは暗部のどちらか一方しか明瞭に撮影することができず，明暗差の大きい画像では，どちらかの視認性が劣化してしまう．解決法として，撮影時に工夫を施す方法と，撮影された画像に対して画質改善を施す方法がある．撮影時に工夫を施す場合，人間が知覚可能な輝度範囲をほぼ表現できる，HDR（High Dynamic Range）を用いて撮影する方法がある．しかし，撮影された画像には適用困難となる．一方，撮影された画像に対して画質改善を施す手法では，過去に撮影された白とびや，黒潰れにより情報の無くなっている画像を除けば，基本的に修正が可能である．以上のことから，本論文では後者の手法によって，撮影済み画像の補正処理に着目する．画質改善手法には様々な手法が存在するが，本論文においては明部を明瞭に撮影した画像に対して，暗部改善を図るため，人の視覚特性をモデル化した Retinex 理論 [2] に基づいた，画質改善を行う．

Retinex 理論に基づく画質改善手法は，SSR(Single Scale Retinex) モデル [3] と MSR(Multi Scale Retinex) モデル [4] の 2 つに大別される．MSR モデルでは SSR モデルよりも画質改善能力が高いが計算コストが高い．この問題を解決するために，SSR モデルから派生した，RSSR（Rescaling Single Scale Retinex）モデル [5] が提案されている．RSSR モデルでは，計算量は MSR モデルより少なく，画質改善能力は MSR モデルに匹敵する．しかし，いずれのモデルにおいても，暗部の改善と同時に明部の劣化を引き起こしてしまう．

この問題を解決する手法として，画像合成手法 [6] が提案されている．画像合成は複数枚の画像に適切な重みを持たせ合成することで，明暗部の視認性を両立した画像を生成する手法である．しかし，画像合成手法においも，元画像の明部は完全に保持できておらず，SSR や RSSR と比較し計算コストが高い問題がある．

1.2 研究目的

明暗部の混在する画像で，明部が明瞭に表現されており，暗部が不明瞭な画像に対して，明暗部の視認性の両立した画像生成を目的とする．本論文における視認性について，暗部に関して局所領域が認識でき，明部に関して元の情報を保持しており，全体として違和感が少ない見えであるとする．画質改善手法として SSR 手法の推定照明光画像に対してシグモイド関数を用いて補正を行い，明暗部の視認性が両立された画質改善手法を提案する．画像を生成する際に使用する指標として主観評価に合致する統計量を考慮する．人が画像を見た際に感じる印象は，その画像の局所領域における標準偏差と平均輝度に依存するとされている．その指標を基に，シグモイド関数のゲイン決定をする．

1.3 本論文の構成

本論文の構成を次に示す．第 1 章では，本論文の研究背景と研究目的を述べた．第 2 章では，画質改善手法で用いられる Retinex 理論及び画像合成手法について述べる．第 3 章では提案画像補正手法について述べる．第 4 章では，複数の明暗混在画像を用いて，実験を行う．また，提案画像補正手法が従来手法の問題点を解決し，明暗部の視認性の両立ができていることを示す．第 5 章ではこれまでに述べた内容をまとめ，結論を述べる．付録 A には，第 4 章で示さなかった全ての画像の結果を示す．

第 2 章 画質改善手法

本章では、画質改善で用いる手法について述べる．2.1 節では画質改善手法で用いられる人の視覚特性をモデル化した Retinex 理論 [2] について述べる．2.2 節では SSR モデル [3]，2.3 節では MSR モデル [4]，2.4 節では SSR モデルを改良した RSSR モデル [5]，2.5 節では明暗部の視認性の両立を目指した画質改善手法 [6] について述べる．

2.1 Retinex 理論

人間は、100dB～120dB 程度のダイナミックレンジを有しており [1]，周辺環境の光源に依存せず色を識別可能である色恒常性を持っている．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．Retinex 理論は、照明光の影響を除去する視覚モデルで、人の視覚系に入射される反射光は照明光と物体の表面反射率の積で表現される．人間の目に入る反射光 I は、次式で与えられる．

$$I(x, y) = R(x, y)L(x, y) \quad (2.1)$$

ここで、 (x, y) は画像の注目座標であり、物体の表面反射率は R で表現され、照明条件などの光源に依存しない成分であり、照明光 L は光源から照射される光成分である．また、人間は物体を認識する際、反射光から照明光成分を排除し物体を認識していると考えられる．そのため、照明光成分を入力画像から除算することにより、物体の表面反射率を算出する．画像中の黒潰れや白飛びは照明光の空間分布が偏っていると考え、その影響を無くすことで画質改善が図られる．

2.2 Single Scale Retinex モデル

Single Scale Retinex(SSR) では、照明光を入力画像に対してガウシアンフィルタを畳み込むことによって推定する．SSR 処理の流れを図 2.1 に示す．周辺領域の標準偏差 c の単一のガウシアンフィルタのみで照明光を推定するのが SSR 処理である．SSR 出力 $R_{SSR}(x, y)$ は次式で与えられる．

$$R_{(i,SSR)}(x, y) = \log I_i(x, y) - \log[F(x, y) * I_i(x, y)] \quad (2.2)$$

ここで, i は RGB の各チャンネル, I_i は入力画像であり, $*$ は畳み込み演算子である. また, $F(x, y)$ は次式で表されるガウシアンフィルタである.

$$F(x, y) = K \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{c^2}\right\} \quad (2.3)$$

さらに, K は次式を満たす正規化定数である.

$$K = \iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (2.4)$$

SSR 処理においてガウシアンフィルタの標準偏差が大きい場合, 輝度差が大きい領域の境界付近に帯状の明暗アーティファクト (ハロ) が発生する. また, ハロを抑制するために小さい標準偏差を用いると, 平滑化の効果が弱く, 輝度差が小さい領域のコントラストが低下する.

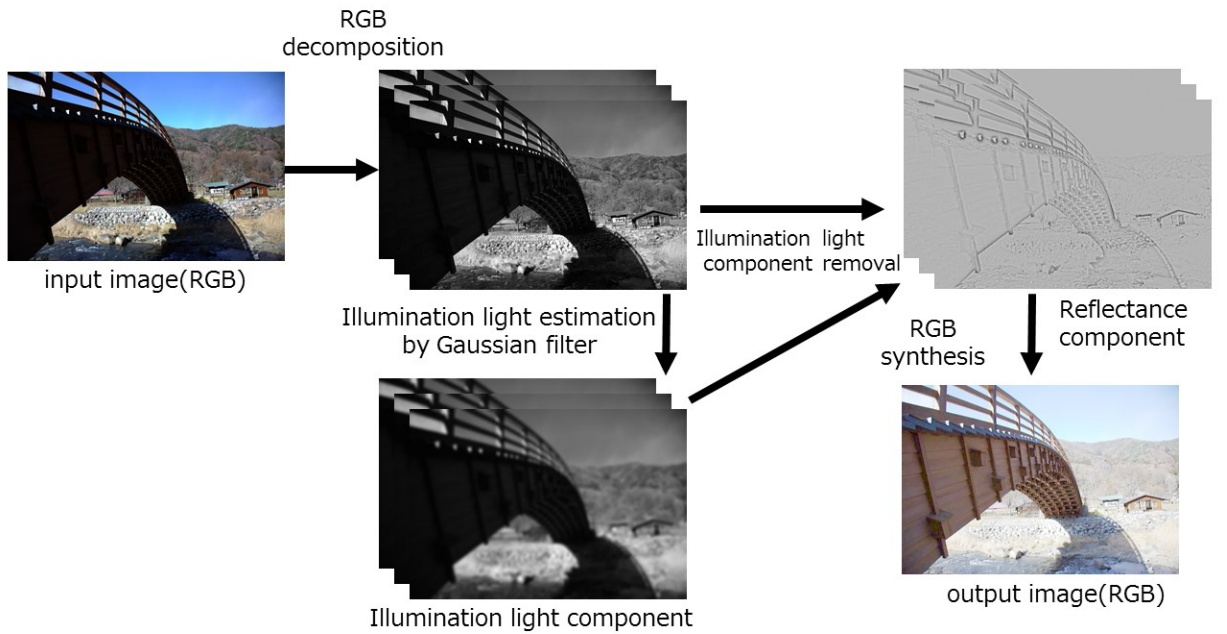


図 2.1 SSR モデルの処理フロー

2.3 Multi Scale Retinex モデル

2.2 節は単一の標準偏差のみを用いて、画質改善を行う Single Scale Retinex モデルについて述べた。ここでは、フィルタサイズの異なる複数のガウシアンフィルタを用いることで SSR より高コントラストな画像が生成可能な Multi Scale Retinex モデルについて述べる [7, 8].

Single Scale Retinex では、使用するフィルタのサイズによって画像の補正効果が異なる。そこで Multi Scale Retinex では、エッジ強度と良好な色再現を同時に実現するため、入力画像に対して N 個の大きさの異なるフィルタを用い、各出力値の加算平均を計算し出力値を得る。MSR の式は次式で与えられる。

$$R_{(i,MSR)}(x,y) = \sum_{n=1}^N w_n \cdot R_{(i,n)}(x,y) \quad (2.5)$$

ここで、 $R_{(i,n)}$ は、標準偏差 c_n のガウシアンフィルタを用いた SSR 出力である。また、 w_n は、 $\sum_{n=1}^N w_n = 1$ となるように設定された重みである。 N 個の異なるフィルタサイズによる SSR 出力を合成することによって、輝度差が大きい領域でのハロの発生抑制や輝度差の小さい領域におけるコントラスト不足が解消できる。

図 2.2 に SSR ($c=128$) の出力と MSR ($\{c_1, c_2, c_3\} = \{8, 64, 128\}$, $N = 3$, $\{w_1, w_2, w_3\} = \{\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}\}$) による出力を示す。出力画像において、SSR モデルは全体に白みがかかり、低コントラストな画像となっている。一方、MSR モデルでは、コントラストが高い画像が出力される。しかし、SSR モデル、MSR モデルのどちらにおいても明部の保持ができていない。



(a) 入力画像



(b)SSR モデル



(c)MSR モデル

図 2.2 SSR, MSR による出力

2.4 Rescaling Single Scale Retinex モデル

2.3 節では複数の SSR 画像における加算平均から出力を得る MSR について述べた。しかしコントラストが高く、ハロが抑制できるが、計算量が MSR モデルでは多くなっている。MSR モデルより少ない計算量で、かつ MSR モデルに匹敵する高コントラストな画像生成が可能な RSSR モデルについて述べる。

RSSR モデルは SSR モデル同様、単一のフィルタにより処理を行う。SSR モデルとの相違点は以下の 2 点である。

- バイラテラルフィルタによるハロの抑制
- 照明光の値域圧縮による高コントラスト化

まず、バイラテラルフィルタについて述べる。従来の SSR モデルでは、照明光推定において、ガウシアンフィルタを用いている。しかし、ガウシアンフィルタでは周辺領域が小さい場合、輝度差が少ない領域においてコントラストが低下し、周辺領域を大きくすると、明暗境界（エッジ）となるような輝度差の大きい領域においてハロが発生してしまう。バイラテラルフィルタを用いることで、輝度差の小さい領域は平滑化し、輝度差の大きい領域では重みを小さくすることで、エッジ情報を残すことが可能となりハロの発生を抑制できる。バイラテラルフィルタによる出力 $f(x, y)$ は次式で与えられる [9, 10]。

$$f(x, y) = \frac{\sum_{k=x-w_b}^{x+w_b} \sum_{l=y-w_b}^{y+w_b} \exp \left\{ \frac{(x-k)^2 + (y-l)^2}{c_m^2} - \frac{(I(x, y) - I(k, l))^2}{c_d^2} \right\} I(k, l)}{\sum_{k=x-w_b}^{x+w_b} \sum_{l=y-w_b}^{y+w_b} \exp \left\{ \frac{(x-k)^2 + (y-l)^2}{c_m^2} - \frac{(I(x, y) - I(k, l))^2}{c_d^2} \right\}} \quad (2.6)$$

ここで、 $I(x, y)$ は入力画像、 w_b はウィンドウサイズである。また c_m および c_d は、それぞれの画像空間上における距離および輝度差のガウス関数のための標準偏差であり、 c_m の値が大きいほど対象座標 (x, y) から離れている画素の影響を受けやすくなる。また、 c_d の値が大きいほど対象画素 $f(x, y)$ の影響を受けやすい。そのため、輝度差の大きいエッジ付近では、重みが小さくなり、平滑化の効果が弱くなる。したがって、エッジ情報を残した平滑化が可能となる。

次に、照明光の値域圧縮について述べる。従来の SSR モデルでは、元画像と推定照明光画像の輝度値がほぼ一定値となるため、その比によって出力画像のレンジが狭くなることでコントラストが低くなる。そこで、照明光成分に対し輝度ヒストグラムを $[S_{min}, S_{max}]$ の範囲にリスケールリングすることで、元の推定照明光成分の輝度ヒストグラムの分布形状を

保ち、出力画像のコントラストが向上する。照明光の値域圧縮を次式に示す。

$$L' = L(S_{max} - S_{min}) + S_{min} \quad (2.7)$$

ここで、 L' は出力推定照明光画像、 L は入力推定照明光画像、 S_{min} , S_{max} はそれぞれ照明光のレンジ圧縮における下限値と上限値である。これにより、最終的に出力される反射率成分画像 $R(x, y)$ は次式で示される。

$$R(x, y) = \frac{I(x, y)}{L(S_{max} - S_{min}) + S_{min}} \quad (2.8)$$

2.5 画像合成手法

2.4 節では、MSR モデルより計算量が少なく、MSR モデルに匹敵する高コントラストを実現する RSSR モデルについて述べた。しかし、**いずれの手法で**暗部の視認性の改善と同時に明部の視認性の劣化が起こってしまう。そのため、明部の視認性の向上をする画像合成手法が提案されている。画像合成手法では、色相変化を抑制するため HSV 空間に入力画像を変換し、V（明度）成分に対してのみ処理を行う。さらに、RSSR モデルを元に以下の2種の重み付けにより出力画像を得る。

- エッジ強度に対する重み付け
- 輝度値に対する重み付け

まず、エッジ強度に関する重み付けについて述べる。入力画像と HSV 空間において処理を行った RSSR モデルの出力画像に対してエッジ強度画像をラプラシアンフィルタを用いて算出する。算出した2つの出力におけるエッジ強度画像の差分をシグモイド関数に代入し、**出力**を入力画像に対する重み $I_e(x, y)$ 、**出力**を1.0から除算したものを RSSR 画像に対する重み $SSR_e(x, y)$ とする。次に輝度値に対する重み付けについて述べる。エッジ強度に対する重み付け同様、入力画像と HSV 空間において処理を行った RSSR モデルの出力画像に対してガウス関数 ($\mu = 0.6$) に輝度値を代入し、出力をそれぞれの重み $I_g(x, y)$, $SSR_g(x, y)$ とし、次式によって出力画像 $dst(x, y)$ を得る。

$$dst(x, y) = \frac{W_{I(x,y)}}{W_{I(x,y)} + W_{SSR(x,y)}} I(x, y) + \frac{W_{SSR(s,y)}}{W_{I(x,y)} + W_{SSR(x,y)}} SSR(x, y) \quad (2.9)$$

ここで、 $I(x, y)$, $SSR(x, y)$ はそれぞれ入力画像、RSSR の出力画像である。また $W_{I(x,y)} W_{SSR(x,y)}$ は次式により算出する。

$$W_{I(x,y)} = I_{g(x,y)} + I_{e(x,y)} \quad (2.10)$$



(a) 入力画像

(b) RSSR モデル

(c) 画像合成手法

図 2.3 RSSR, 画像合成手法による出力

$$W_{SSR(x,y)} = SSR_g(x,y) + SSR_e(x,y) \quad (2.11)$$

図 2.3 で示すように, RSSR モデルと画像合成手法の出力を比較すると RSSR モデルと画像合成手法では SSR, MSR モデルより高コントラスト化されている. また明部に関しては画像合成手法が最も視認性が良い.

2.6 まとめ

本章では画質改善手法に用いる Retinex 理論及び, Retinex 理論を用いた手法である SSR モデル, MSR モデル, RSSR モデル, 画像合成手法について述べた. 画像合成手法は計算量の少ない RSSR モデルを基に RSSR モデルにおける明部の視認性向上をした画像生成が可能である. しかし, 画像合成手法では明部の視認性は向上しているものの明部はエッジ強度の付加などにより保存はされていない. 3 章では明部保持を行う手法を提案する.

第 3 章 提案手法

2 章で述べた，RRSR モデル及び画像合成手法でも，明部の保持が完全ではなかった．本章では，暗部の改善及び従来手法以上に明部の保持が可能となるよう，シグモイド関数を用いた画像補正による画質改善手法について述べる．

3.1 シグモイド関数による補正

Retinex 理論を用いる画質改善では，反射率成分画像を算出する際，入力画像から推定照明光成分の除算を行う．そのため，暗部改善を行うためには図 3.1(a) のように改善したい領域の推定照明光成分の値を小さくする必要がある．また，明部を保持するためには，図 3.1(b) のように大きい値で除算を行わなければならない．RRSR モデルでは保持したい領域において照明光成分の値が最大輝度値に近くないため明部の劣化が起こる．

画像補正は，ガンマ関数を用いるガンマ補正などがある．しかし，ガンマ関数で，暗部の改善と明部の保持を同時に行うと 2 つのガンマ関数を使用するため，接点の問題が生じる．そのため，ガンマ値に応じた接点設定が必要となるため，ガンマ値の変更の度に接点設定が必要となる．接点が連続でない場合，出力画像の視認性に大きく影響が生じる可能性がある．そのような問題から，本論文では，暗部の改善と明部保持を接点の問題を容易に解決できるシグモイド関数を使用し，補正を行う．使用するシグモイド関数は暗部改善

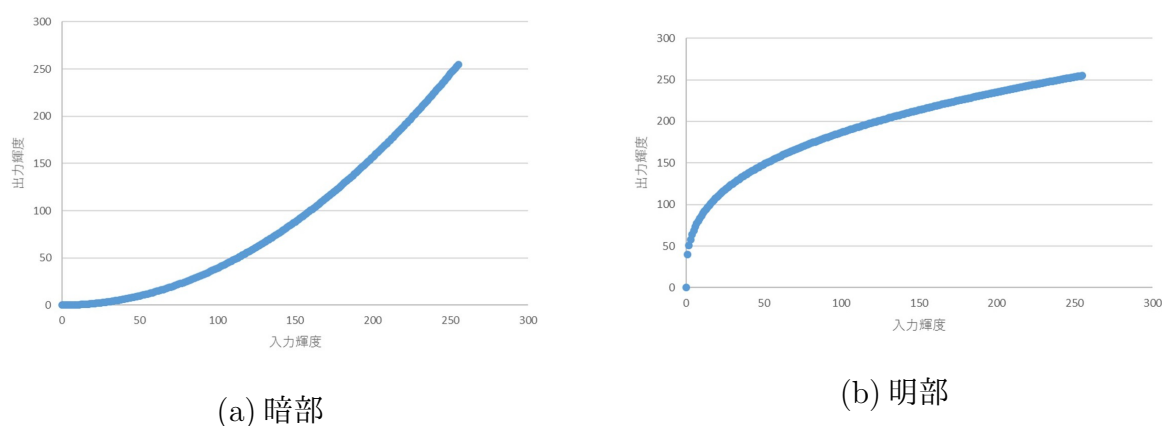


図 3.1 領域に適した補正曲線

と明部保持のための2つのゲインを使用し，次式によって補正を行う．

$$\varsigma(p) = \begin{cases} 255 \times \frac{1}{1 + \exp\{a_1(p-s)\}} & (p < s) \\ 255 \times \frac{1}{1 + \exp\{a_2(p-s)\}} & (p \geq s) \end{cases} \quad (3.1)$$

ここで， p は入力画像における輝度値， a_1 は暗部改善用のゲイン， a_2 は明部保持用のゲイン， s はシグモイド関数のシフト量である．また，ゲイン $\{a_1, a_2\}$ やシフト量 s は主観評価に合致する統計量を考慮し決定を行う． $a_1 = 0.33, a_2 = 0.029, s = 75$ とした時のシグモイド関数の例を図 3.2 に示す．

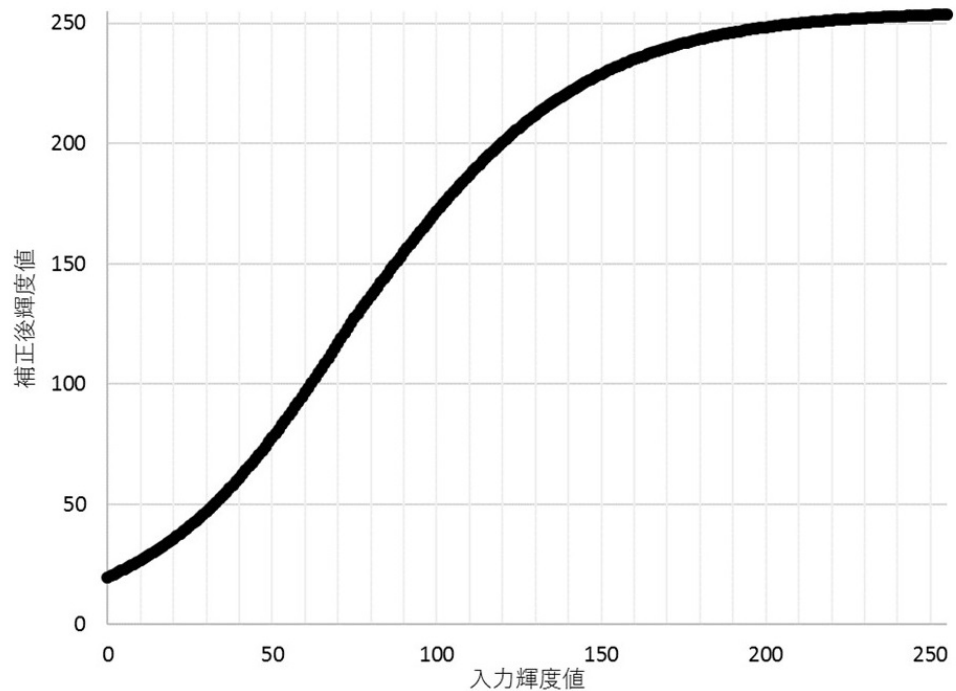


図 3.2 シグモイド関数

3.2 主観評価に合致する統計量

人間が画像を見たときに感じる印象は，画像をオーバーラップなしで， 50×50 pixel ごとに分割した局所領域における標準偏差 σ と平均輝度 μ に依存するとされている [11]．図 3.3 に示すように，人間が細部まで多くの情報があると感じる領域は $40 \leq \sigma \leq 80$ ， $100 \leq \mu \leq 200$ であり，本論文では，その領域を考慮しゲイン決定を行う．また，平均輝度において領域の中心である， $\mu = 150$ 以上を保持するようにゲイン決定を行う．

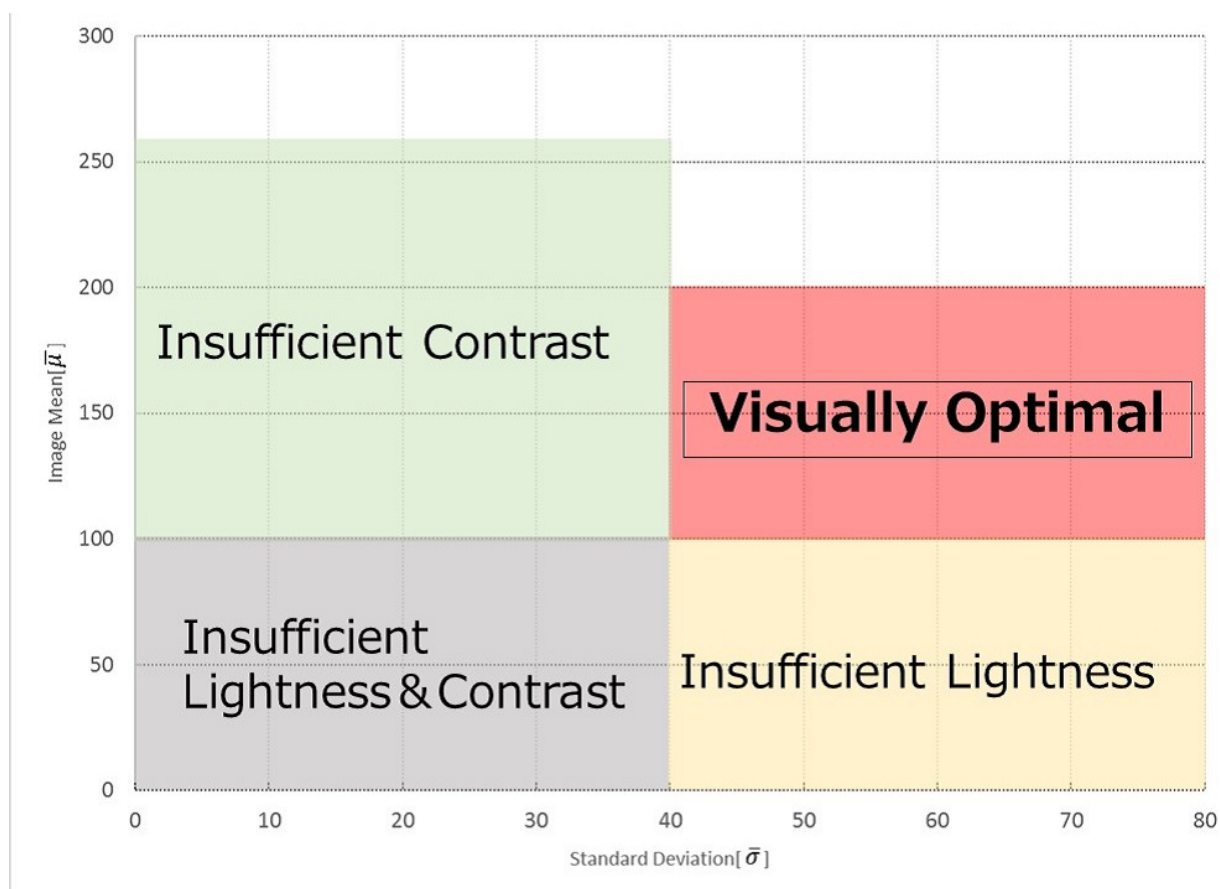


図 3.3 主観評価に合致する統計量

3.3 シグモイド関数の接点

2つのシグモイド関数における接点の設定について述べる．3.2節で述べたように人間が画像を見たときに細部まで認識できる領域を考慮し，接点の設定を行う．式(3.1)で表現されるように，照明光の圧縮前では，シグモイド関数は $x = s$ で必ず0.5となるため， $x = s$ をゲインの変化点及びグラフの接点とすることでゲインを変化させてもその都度，接点が連続であるか考慮する必要がなくなる．本手法では，平均輝度($\bar{\mu}$)150以上の領域において，元の輝度値を保持するようゲイン決定を行う．そのため平均輝度値($\bar{\sigma}$)0～150を輝度の改善範囲とする．また，2つのゲインを用いたシグモイド関数により補正処理を行うため， a_1 ， a_2 の2つのゲインを同じ範囲かつ広く決定できるように，改善目標の範囲の中心($s=75$)とする．

3.4 テスト画像

図3.4に示す20枚の明暗混在画像を使用し，ゲインの決定を行う．

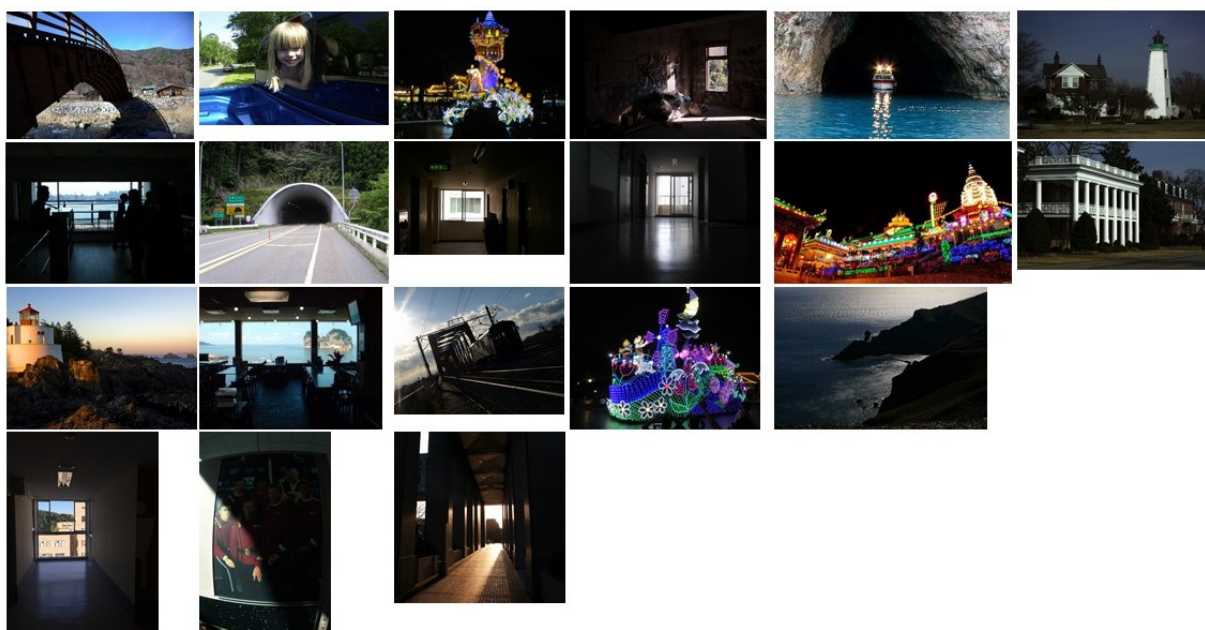


図 3.4 テスト画像

3.5 ゲインの決定

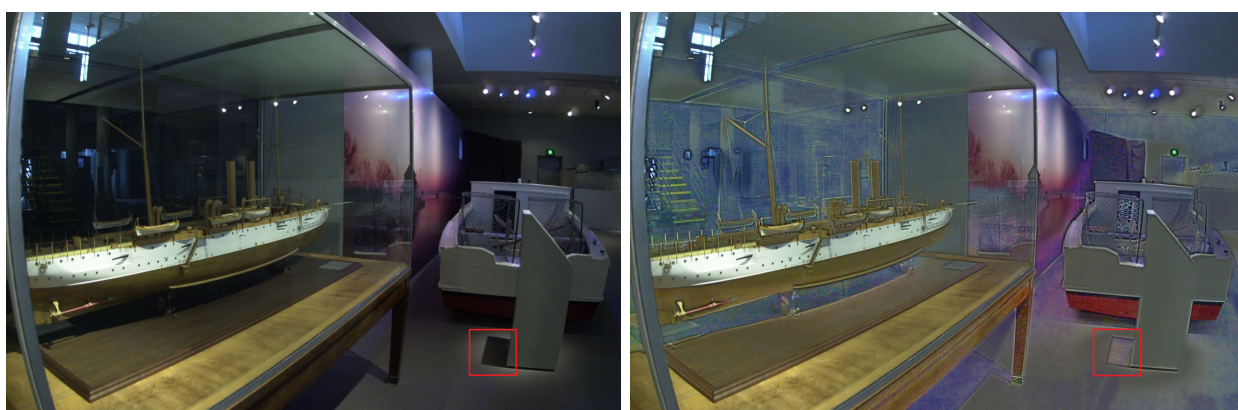
本節では，3.2節を考慮し，使用するシグモイド関数のゲイン決定を行う．

3.5.1 ゲインの範囲

シグモイド関数のゲインは大きいほど，暗部の改善がされ，明部が保持される．また，標準偏差の値も大きくなる．しかし，ゲインを大きくしすぎることによって問題が生じる場合がある．図 3.5 の赤枠内に着目すると，入力画像では，影となっていた部分が補正によって周囲より画素値が大きくなり，違和感のある画像となっている．そのため，入力画像と出力画像の明部，暗部の大小関係が崩れないように，ゲインの範囲を制限する．入力画像の輝度値と反射率成分の輝度値の関係は図 3.6 のようになっている．グラフの右の数字はグラフの曲線の色でのゲインの値である．グラフからも分かるようにゲインの値が大きくなるにつれて，元画像との明部，暗部の大小関係が大きく崩れてしまっている．入力画像と出力画像の明暗の関係を維持できる範囲は $0 \leq a_1 \leq 0.33$ ， $0 \leq a_2 \leq 0.33$ となっており，この範囲においてゲインの決定を行う．

3.5.2 a_1 の決定

シグモイド関数の暗部改善側のためのゲイン a_1 の決定方法について述べる．テスト画像より，黒潰れしていない任意の暗部（ $50 \times 50\text{pixel}$ ）を与え，その局所領域において改善さ



(a) 入力画像

(b) 大きいゲインによる結果

図 3.5 大きいゲイン（ $\{a_1, a_2\}=0.08$ ）による視認性劣化の例

れた数値を利用する． 3.2 節の領域における中心 $\bar{\sigma} = 60$, $\bar{\mu} = 150$ の距離 d をゲイン a_1 を変化させ距離を算出する．算出に使用した式を以下に示す．

$$d = \sqrt{(60 - \bar{\sigma})^2 + (150 - \bar{\mu})^2} \quad (3.2)$$

また，ゲインを大きくすると，平均輝度と標準偏差共に大きい値をとるため，領域の中心からの距離の算出を行えば領域に近い範囲の判別が可能となる．式 (3.2) により，テスト画像 20 枚による距離 d を算出し，結果の平均から図 3.7 が得られ，これよりゲインが設定範囲の中で最も大きい $a_1=0.33$ で最も領域に近くなる．

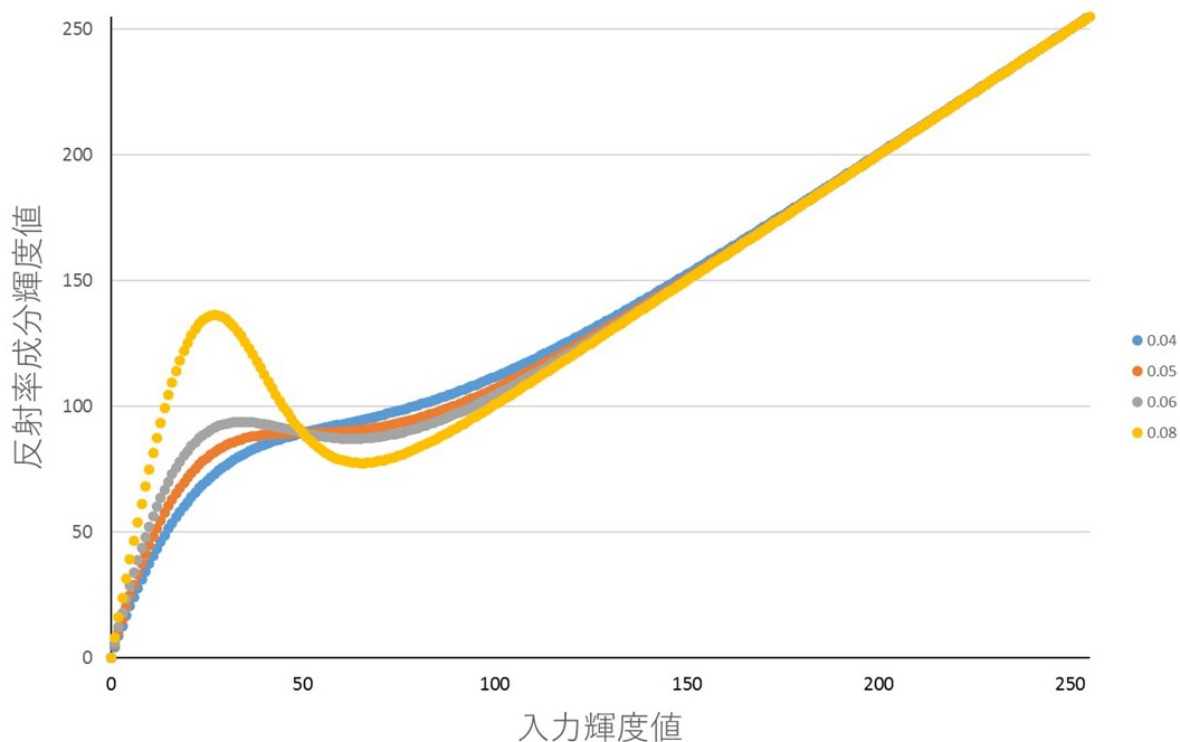


図 3.6 入力輝度値と反射率成分輝度値の関係

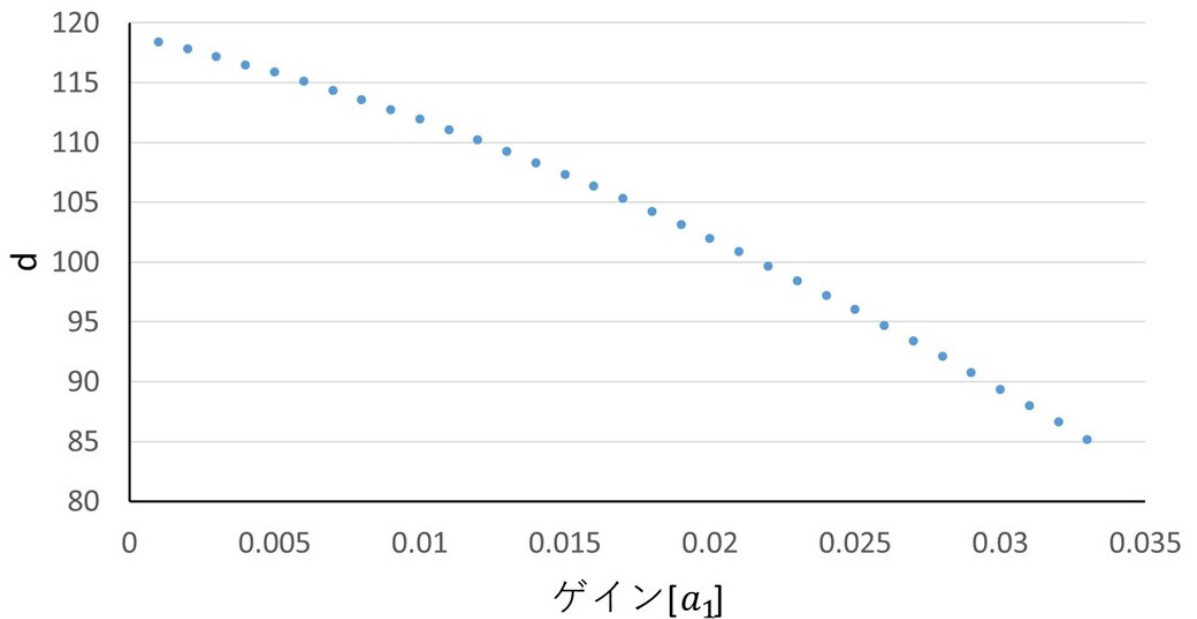


図 3.7 ゲインによる距離の推移

3.5.3 a_2 の決定

シグモイド関数の明部保持に関するゲイン a_2 の決定方法について述べる．実験画像より，明瞭に表現されている明部領域の中で任意の領域（ 50×50 pixel）を与え，明部保持に関して，平均 2 乗誤差 (MSE : Mean Square Error) を用いて決定する．MSE は次式により求められる．

$$MSE = \frac{1}{M \times M'} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^{M'} \{I(x, y) - O(x, y)\}^2 \quad (3.3)$$

ここで， M, M' はそれぞれ画像における縦，横のサイズ， $I(x, y)$ は入力画像， $O(x, y)$ は補正後の画像である．MSE では，入力画像と補正後の画像に対して算出する．図 3.8 に示すように，ゲイン a_2 の値が大きいほど MSE が小さくなる．しかし， a_2 によって補正される領域には改善すべき輝度値 150 以下の画素も含まれる．そのため，改善を行う輝度値 75 以上 150 以下の領域に対して輝度値 75 が 100 となり輝度値 150 で輝度値が変化せず，輝度値 150 の保持ができるように MSE の許容を設定する．輝度値 75 の画素に対して，輝度値 25 程度の改善を行い，3.2 節の領域内に輝度値が収まるように補正を行う．また，輝度値 150 の画素では輝度値の改善が 0 となるように，一定の割合で改善される輝度を小さくなるように設定する．改善を行いたい領域は輝度値 75 以上 150 以下のため，その範囲の中心であ

る輝度値 112.5 において，明化される量を使用し MSE を設定する．輝度値 112.5 では 12.5 輝度値が増加する．また，テスト画像における明部領域（ 50×50 pixel）に対し，改善したい領域の割合の平均が 0.25 であるため，625 pixel が 12.5 明化することによる MSE を算出する．このことから，明部保持の処理において許容される MSE は 39.0625 と計算される．図 3.8 より，ゲイン a_2 の値は 0.29 となる．

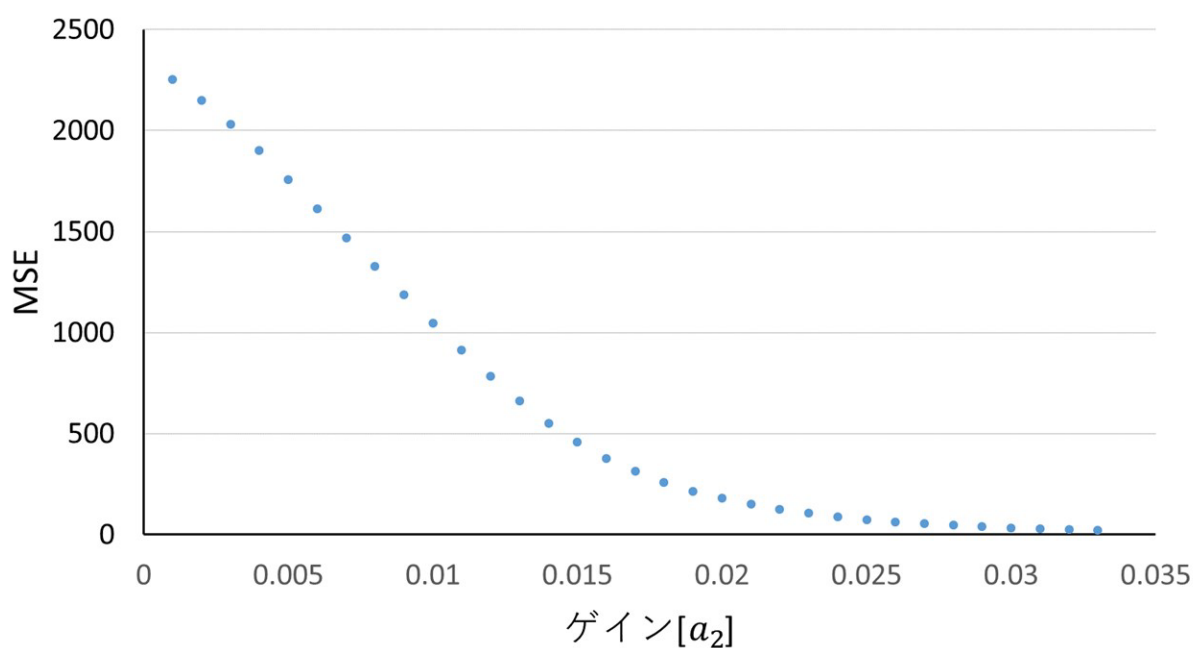


図 3.8 ゲインによる MSE の推移

第 4 章 実験

本章では，3章で述べた，シングモイド関数及びゲインに基づき実験を行った．比較対象に RSSR モデル，画像合成手法を用いる．また，提案手法による結果と RSSR モデル，画像合成手法の結果を客観評価指標により評価を行う．

4.1 客観評価指標

本論文の手法の評価指標として CQE(Color Quality Enhancement)[12] を用いて客観評価を行う．CQE は，彩度 (colorfulness)，鮮鋭度 (sharpness)，コントラスト (contrast) から評価を行う．CQE を求めるブロック図を図 4.1 に示す．彩度，鮮鋭度，コントラストを別々に算出し，それぞれの出力に重み付けを行い結果が得られる．最終的な結果は次式で表される．

$$CQE = c_1 \times \text{colorfulness} + c_2 \times \text{sharpness} + c_3 \times \text{contrast} \quad (4.1)$$

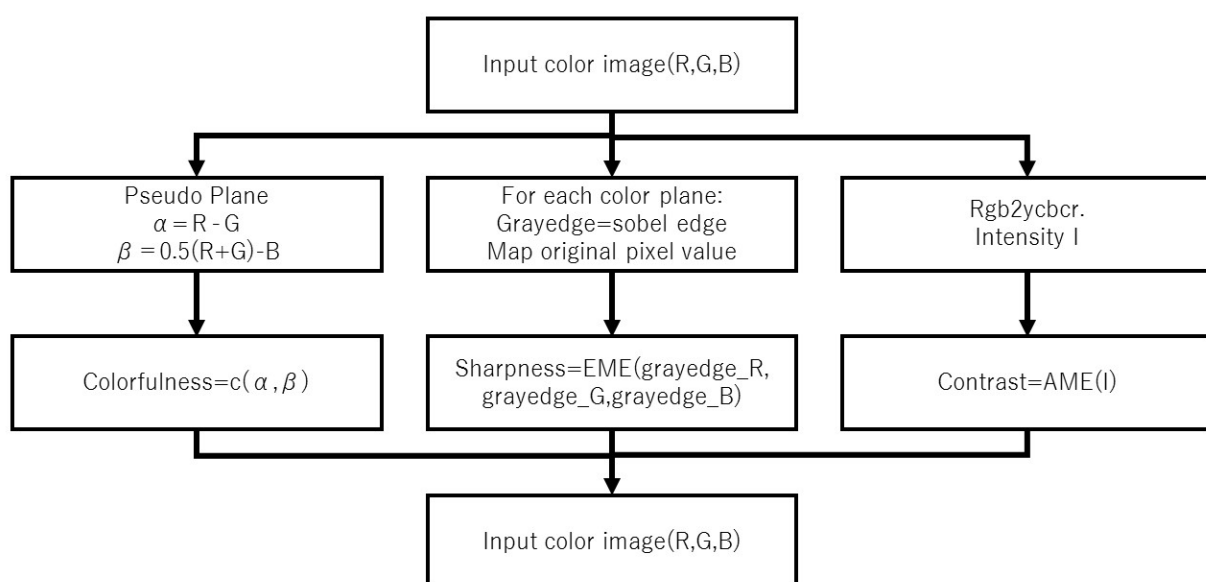


図 4.1 CQE 算出のブロック図

まず、彩度の算出の方法を述べる．*colorfulness* は次式で算出される．

$$colorfulness = 0.02 \times \log\left(\frac{\sigma_\alpha^2}{|\mu_\alpha|^{0.2}}\right) \times \log\left(\frac{\sigma_\beta^2}{|\mu_\beta|^{0.2}}\right) \quad (4.2)$$

また、 σ_α , σ_β , μ_α , μ_β は次式により算出する．

$$\mu_\alpha = \frac{1}{M} \sum_{p=1}^M \alpha_p \quad (4.3)$$

$$\sigma_\alpha^2 = \frac{1}{M} \sum_{p=1}^M (\alpha_p^2 - \mu_\alpha^2) \quad (4.4)$$

ここで $\alpha = R - G$, $\beta = 0.5(R + G - B)$ であり, R, G, B はカラー画像のそれぞれの要素を表している．

次に、鮮鋭度 (sharpness) を評価する指標について述べる．鮮鋭度では、画像におけるエッジや細部の視認性に関する指標である．まず、RGB 成分に分解した要素それぞれについて、Sobel エッジフィルタによりエッジ画像を算出し、元の成分の画素値との積を算出する．これにより、各要素のグレースケールエッジマップを取得できる．鮮鋭度は傾きの大きさに比例するため、算出したグレースケールエッジマップをそれぞれの入力画像とする．ウィンドウサイズを十分に小さくし、ウェーバーコントラストに基づき、画質評価を行う EME[13] を算出する．EME は次式で算出できる．

$$sharpness = \sum_{c=1}^3 \lambda_c EME_{sharpness}(grayedge_c) \quad (4.5)$$

$$EME_{sharpness} = \frac{2}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_1} \sum_{k=1}^{k_2} \log\left(\frac{I_{max,k,l}}{I_{min,k,l}}\right) \quad (4.6)$$

ここで c は RGB の各成分であり、 λ_c はそれぞれの色成分に対する重み、 $I_{max,k,l}$, $I_{min,k,l}$ は評価画像の局所領域の最大値と最小値、 k_1 , k_2 は局所領域のサイズであり、本論文の評価では 3×3 の局所領域で評価を行う．また、 λ の重みは、 $\lambda_1 = 0.114$, $\lambda_2 = 0.587$, $\lambda_3 = 0.299$ である．

コントラストについて以下に述べる．画像において、コントラストが高いと明暗がはっきりとした画像となる．コントラストを評価する指標である AME[14] について述べる．AME 次式で求められる．

$$contrast = AME_{contrast}(Intensity) \quad (4.7)$$

$$AME_{contrast} = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_1} \sum_{k=1}^{k_2} (\log(\frac{I_{max,k,l} + I_{min,k,l}}{I_{max,k,l} - I_{min,k,l}}))^{-0.5} \quad (4.8)$$

従来の AME ではコントラストが高い画像ほど出力値が小さくなる．そのため-0.5 乗をすることで、**コント**が高い画像ほど出力が大きくなるように調整する．

最後に、求めた 3 つの評価値を式 (4.1) により算出する．本論文では $c_1 = 0.2736$, $c_2 = 0.2261$, $c_3 = 0.5003$ により CQE の結果を得る．CQE では、大きい値が得られるほど良い画像だという結果となる．

4.2 実験条件

実験を行うにあたり、必要な条件等を示す．また、本論文での処理は全て HSV 空間に変換し、V 成分にのみ処理を行う．

4.2.1 実験画像

本論文の有効性を示すために使用する実験画像を図 4.2 に示す、実験画像は、テスト画像 7 枚を含む 22 枚の明暗混在画像を用いる．

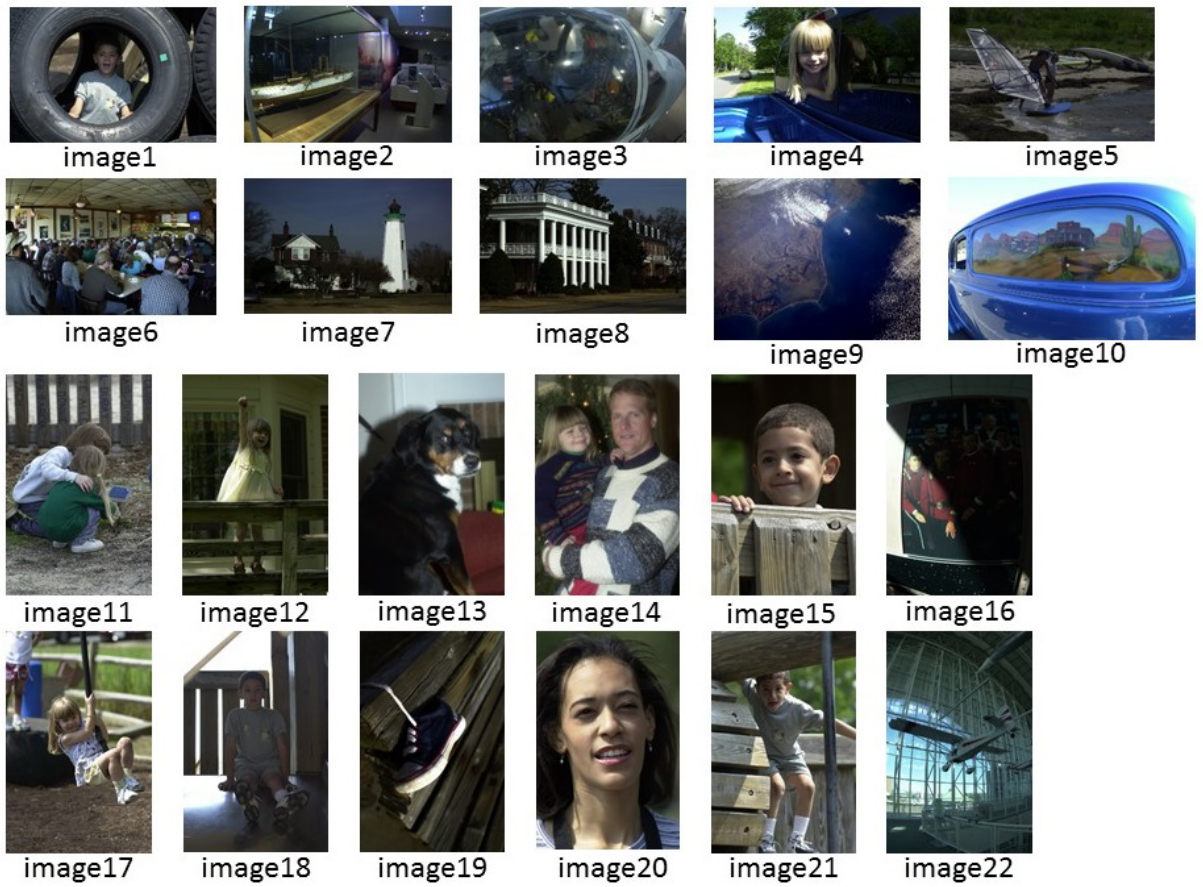


図 4.2 実験画像

4.2.2 使用パラメータ

本実験では、バイラテラルフィルタではなく、計算量を減らすため、ガウシアンフィルタを用いて照明光推定を行う。また、ハロの影響が出ないように、ガウシアンフィルタのフィルタサイズは小さいサイズを使用する。実験に使用するパラメータを表 4.1-表 4.3 に示す。

表 4.1 提案手法のパラメータ

a_1	0.033
a_2	0.029
s	75
ガウシアンフィルタサイズ	65×65
照明光の圧縮 (S_{max}, S_{min})	(1, 0.117647)

表 4.2 画像合成のパラメータ

ラプラシアンフィルタサイズ	3×3
シグモイド関数ゲイン	0.19
ガウス関数 μ	0.6
ガウス関数 σ	0.3
照明光 (S_{max}, S_{min})	(1, 0.117647)
バイラテラルフィルタ (サイズ, 距離の標準偏差, 輝度の標準偏差)	(17×17 , 4, 0.4)

表 4.3 RSSR のパラメータ

照明光の圧縮 (S_{max}, S_{min})	(1, 0.117647)
バイラテラルフィルタ (サイズ, 距離の標準偏差, 輝度の標準偏差)	(17×17 , 4, 0.4)

4.3 実験結果

本節では，提案手法の有効性を示すために，RSSR モデル，画像合成手法との比較を行う．図 4.2 の image6 (2000×1312 pixel) に対しての結果を示す．残りの画像に関しては付録Aに添付する．また，赤枠で囲んだ画像において，暗部改善で用いた領域を赤枠，明部保持に用いた領域を緑枠で図 4.3 示す．



図 4.3 評価領域

4.3.1 暗部改善

はじめに，暗部改善の程度についての比較を行う．図 4.4 に手法ごとの結果を示す．また，それぞれの手法の 3.2 節における，標準偏差及び平均輝度に関する結果を表 4.4 に示す．図 4.4 に示すように，いずれの手法においても標準偏差，平均輝度が入力画像よりも高くなっている．暗部の改善に関しては RSSR モデルが最も優れている結果となった．次に平均輝度では提案手法が高い結果となっている．さらに，全実験画像における結果の平均を表 4.5 に示す．入力画像に対して，いずれの手法も大幅に暗部が改善し，3.2 節で示した領域に近づいている．提案手法でも，入力画像に対して 2 倍程度の輝度値改善ができる．

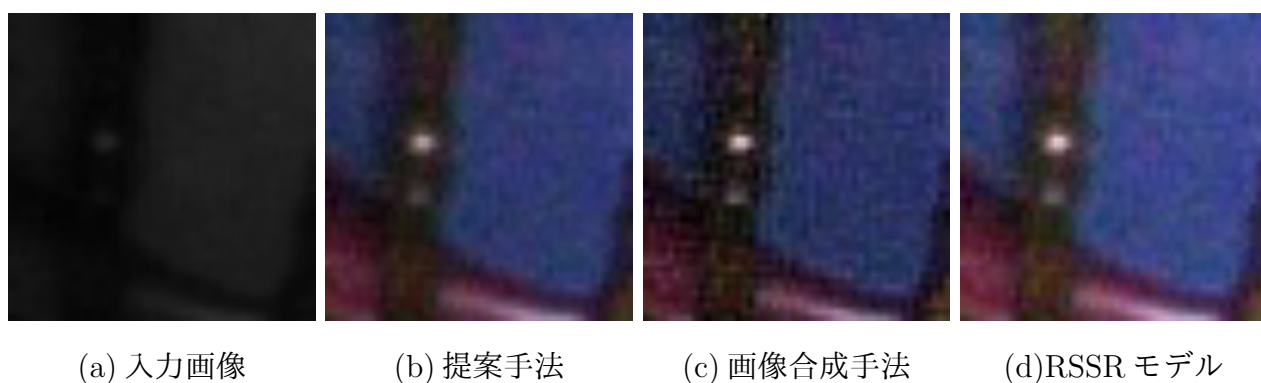


図 4.4 暗部の局所領域における結果

表 4.4 暗部の標準偏差，平均輝度の値

	入力画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
標準偏差	10.05	14.26	14.30	17.42
平均輝度	22.11	44.65	35.56	59.64

表 4.5 暗部における全実験画像の平均

	入力画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
標準偏差	15.97	24.35	26.40	31.85
平均輝度	42.22	97.55	93.94	130.50

4.3.2 明部保持

次に，明部保持について，結果を述べる．明部保持では，標準偏差，平均輝度及び MSE で提案手法が最も元画像に近くなっており，明部保持ができています．また，MSE では画像合成手法及び RSSR モデルと比較しても大幅に改善できており，提案手法が有効である．さらに，明部保持に用いた実験画像の結果の平均を表 4.7 に示す．表 4.7 により，画像合成手法と RSSR 手法よりも明部の輝度値及び標準偏差が保持されていることが分かる．また MSE に関しても提案手法が一番小さくなっており，有効であることが分かる．



図 4.5 明部の局所領域における結果

表 4.6 明部保持に関する比較

	入力画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
標準偏差	19.32	22.34	16.57	34.08
平均輝度	113.15	115.11	146.42	153.25
MSE	0	5564.50	9604.54	12809.60

表 4.7 明部における全実験画像の平均

	入力画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
標準偏差	27.00	27.05	24.59	19.36
平均輝度	147.08	171.23	180.26	220.16
MSE	0	1425.97	23757.44	7936.50

4.3.3 画像全体

これまで、局所領域に関する結果を示した。ここでは画像全体の結果を示す。画像全体の結果を図 4.6 に示す。また、image6 における標準偏差、平均輝度及び CQE を表 4.8 に、実験画像全体の平均を表 4.9 に示す。画像全体としての平均輝度は画像合成手法や RSSR モデルより低い値となっているが、明部保持により、輝度値の上昇が抑えられている。また、4.1 節で述べた CQE による結果を示す。表 4.10 は CQE を算出する際に必要となる各成分を表している。さらに、図 4.2 の image6 での、入力画像、提案手法、画像合成手法、RSSR モデルにおける CQE と実験画像における CQE の平均をそれぞれ図 4.7、図 4.8 に示す。実験画像における平均では入力画像に対して、提案手法、画像合成手法、RSSR モデル全ての手法で改善されているが、RSSR 手法は提案手法や画像合成手法より劣る。また図 4.8 に示すように、提案手法と画像合成手法では CQE の差が少なく、ほぼ同程度の視認性であると言える。



図 4.6 画像全体の出力

表 4.8 画像全体の評価

	入力画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
標準偏差	19.32	25.38	25.85	29.28
平均輝度	113.15	131.14	134.97	184.02

表 4.9 画像全体の評価の平均値

	入力画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
標準偏差	16.31	17.65	18.39	19.46
平均輝度	79.23	126.65	131.03	173.62

表 4.10 CQE の各数値

	元画像	提案手法	画像合成手法	RSSR モデル
colorfulness	0.615	0.777	0.805	0.950
EME	0.728	0.777	0.728	0.436
AME	0.337	0.337	0.341	0.335

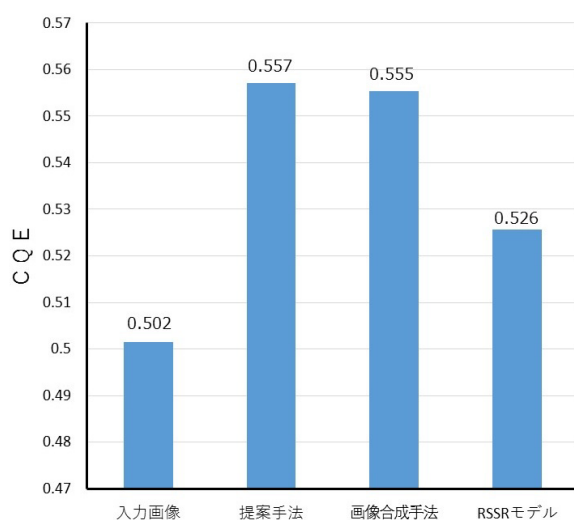


図 4.7 image6 の CQE

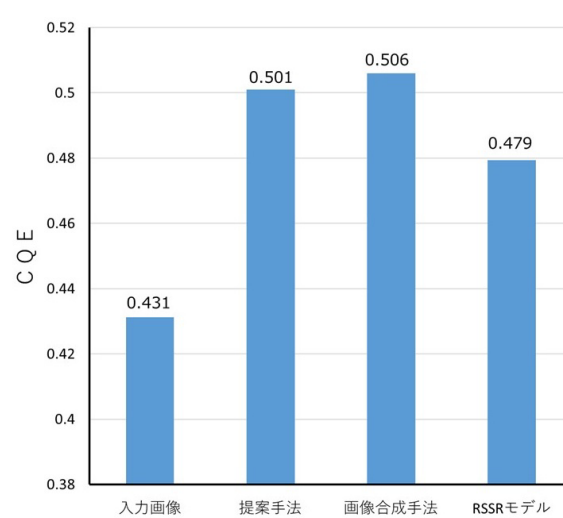


図 4.8 実験画像の平均値

4.3.4 処理時間

最後に、提案手法、画像合成手法、RSSR モデルの処理時間の比較を行う．結果を図 4.9 に示す．図 4.9 に示すように提案手法が最も高速であり、画像合成手法の約 5 倍、RSSR モデルの 3 倍の処理速度である．提案手法は 4.3.3 節の結果も含めると、画像合成手法と同程度の画質改善能力と高速な処理であることから、有効であるといえる．また、実験に使用した環境を表 4.11 に示す．

表 4.11 実験環境

CPU	Core-i5-5600 3.30GHz
メモリ	16GB
OS	Windows7 professional 64bit SP1

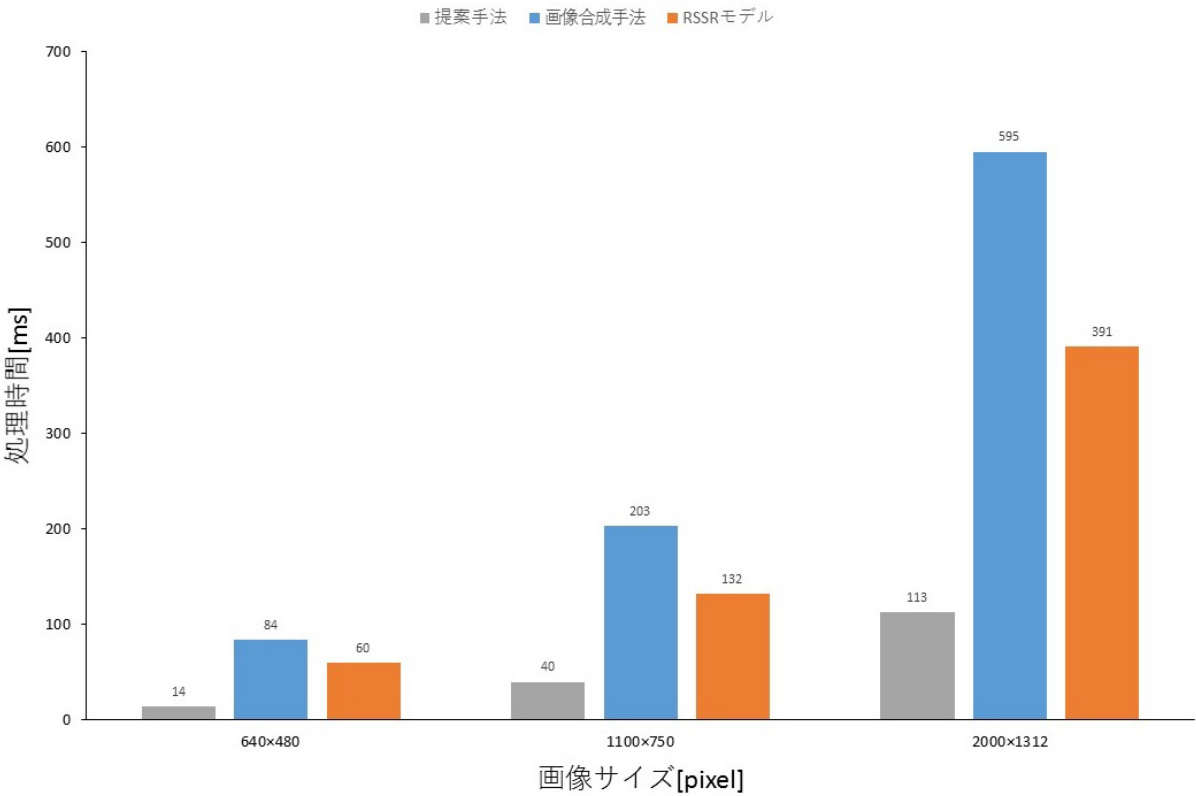


図 4.9 処理時間

4.4 まとめ

本章では，3章で述べた提案手法の有効性を示した．暗部では，輝度値を入力画像の2倍程度改善した．明部の保持では画像合成手法及びRSSRモデルと比較し，MSEが最も小さくなっていることを確認し，有効性を示した．更に，画像全体においては，客観評価指標であるCQEを用いて画像合成手法と同程度の結果が得られていることを確認した．処理速度に関して，画像合成手法の約5倍，RSSRモデルの約3倍の高速化を実現し，総合的に提案手法が有効であることを示した．

第 5 章 おわりに

本論文では，暗部の不明瞭な画像に対して暗部の視認性向上と明部の保持を目的とした Retinex 理論に基づく画像補正処理を提案した．第 1 章では，現在の画質改善による問題点について述べ，現在提案されている問題解決法である，SSR，MSR，RSSR，画像合成手法について述べた．第 2 章では，画質改善手法に用いられる，SSR，MSR，RSSR，画像合成手法について具体的な処理を述べた．また，RSSR 手法や画像合成手法では高コントラストな画像生成が可能な一方，明部の保持に問題が生じることを述べた．第 3 章では，提案手法について述べ，補正処理に使用するシグモイド関数のパラメータ決定方法を述べた．パラメータのゲイン決定には，主観評価に合致する統計量及び MSE を用いて決定を行った．第 4 章では，提案手法によって生成した画像を従来手法である RSSR モデル，画像合成手法との比較を行った．比較には客観評価手法である CQE を用い，画像合成手法と同程度の結果であることを示した．さらに，処理時間による比較では，RSSR モデルの約 3 倍，画像合成手法の 5 倍の速度となっており，計算量が削減されていることを示した．**以上のことより**，明部が不明瞭な画像の照明光成分に対し，シグモイド関数を用いて補正を行うことで，従来手法と同程度の結果を少ない計算量で実現し提案手法の有効性を示した．

謝辞

本論文の作成にあたり，終始適切なご指導をして頂いた，杉田泰則准教授に深く感謝いたします。また，論文の審査において，的確なご指示を頂きました，本学電気系岩橋政宏教授ならびに圓道知博准教授に感謝いたします。さらに，日頃お世話になりました信号処理応用研究室の皆様にも感謝いたします。

最後に，勉学に励む機会を与え様々な面において支えていただいた両親に深く感謝いたします。

平成 30 年 2 月

参考文献

- [1] 奥田正浩”HDR 画像～色空間から符号化まで～”映像情報メディア学会誌, Vol. 64, No. 3, pp. 299-305, 2010.
- [2] 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, 1971.
- [3] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, ”Properties and Performance of a Center/Surround Retinex”, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 6, No. 3, pp.451-462, 1997.
- [4] 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 Processing, Vol. 6, No. 7, pp.965-976, 1997.
- [5] 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, 2009.
- [6] 山川将弥, ”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に関する研究”, 長岡技術科学大学大学院工学研究科修士論文, 2017.
- [7] 竹松祐紀, 中口俊哉, 津村徳道, 三宅洋一, “統計的な画質評価に基づく Retinex を用いた画質改善”, 日本写真学会誌, Vol. 67, No. 4, pp. 410-416, 2004.
- [8] 川崎 梢, 田口 亮, “色相を保存したカラー画像のための Multi-Scale Retinex 処理”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J98-A, No. 4, pp. 369-373, 2015.
- [9] C. Tomasi and R. Manduchi, ”Bilateral Filtering for Gray and Color Images”, IEEE International Conference on Computer Vision, 1998
- [10] 平岡透, 浦浜喜一, ”バイラテラルフィルタによるモアレ風画像の生成”, 映像情報メディア学会誌, Vol. 67, No. 2, pp. J74-J77, 2013.
- [11] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, ”The Statistics of Visual Representation”, Proc. SPIE 4736, pp. 25-35, 2002.

- [12] K. Panetta C. Gao S. Agaian "No reference color image contrast and quality measures", IEEE Trans, Consumer Electronics, Vol. 59, No. 3 pp. 643-651, 2013.
- [13] S. S. Agaian, K. P. Lentz, A. M. Grigoryan, "A new measure of image enhancement", IASTED International Conference on Signal Processing & Communication, pp. 19-22, 2000.
- [14] S. S. Agaian, B. Silver, K. A. Panetta, "Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy", IEEE Trans. Image Processing, vol. 16, pp. 741-758, 2007.