遺伝的アルゴリズムによるカラー画像の適応型コントラスト改善

非会員 浦田 竜佳* 正員 斉藤 文彦*

Adaptive Contrast Improvement for Color Image Using Genetic Algorithm

Tatsuyoshi Urata*, Non-member, Fumihiko Saitoh*, Member

This paper proposes a method to improve the contrast of a color image using a genetic algorithm. The accumulated edge strength in the R, G and B channel images that compose an output color image is used for evaluating an individual fitness. The difference of color hues between the original color image and the output color image is also used for evaluating the fitness. The genetic algorithm works to generate an output color image that has large edge strength in the R, G and B channel images and has less difference of the accumulated hues between the original image and the output image. The experimental results show that the output color image by the proposed method had good contrast visually compared with the results by the liner brightness transform method.

キーワード：遺伝的アルゴリズム, ルックアップテーブル, コントラスト改善, エッジ強度, 色相差

Keywords : Genetic Algorithm, Look-up-table, Contrast improvement, Edge strength, Hue distance

1. はじめに

画像の主観的な画質に影響を与える要因として、画像のコントラストがある。カラー画像を撮影する場合、コントラストが良好な画像を取得することが重要な要件となるが、照明状態、光学系や画像処理装置の調整不足等の要因から、常にコントラストが良好な画像が得られるとは限らない。撮影したカラー画像のコントラストが不十分な場合、視覚的に鮮明となるように、コントラストの改善手法が必要となる。

ソフトウェアによるカラー画像のコントラスト改善手法として、明度の線形変換法⁽¹⁾⁻⁽³⁾や人手によるLook-Up-Table(LUT)の設定⁽⁵⁾、明度ヒストグラムの均等化⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾等が一般的な手法として用いられる。これらの従来手法では、カラー画像全体の明度分布情報に基づいて各画素の明度が変換される。しかし、一方で画像に含まれる重要な特徴である空間的な情報は無視される。そのため、画像によっては、効果的なコントラスト改善が行われなかったり、視覚的に不自然な画像に変換されることがある。撮影したカラー画像に応じて、良好なコントラストを持つ画像に変換するためには、画像に含まれる空間的な情報を利用することが有効と考えられる⁽⁶⁾。

本論文では、カラー画像に含まれる空間的な情報として、エッジ強度に着目し、遺伝的アルゴリズム(GA : Genetic

Algorithm)を用い、カラー画像のコントラストを改善する手法を提案する。GAにおける個体の適応度を画像全体の総合的なエッジ強度によって評価し、原画像に対して良好なコントラストを持つカラー画像が得られるLUTの明度変換曲線を自動設定する。

2. 従来のコントラスト改善手法

従来のカラー画像のコントラスト改善手法について説明する。カラー画像内の最小明度 I_{min} と最大明度 I_{max} の差が小さな場合、図1に示すように、 I_{min} 及び I_{max} を各々画像が表現できる最小明度0と最大明度 G_{max} となるように各画素の明度を線形に変換する手法が用いられる⁽¹⁾⁻⁽³⁾。この明度線形変換法は、原画像の各画素の明度差を線形に保持したまま明度のダイナミックレンジを拡大できるため、視覚的に自然なコントラスト改善が可能となる。しかし、原画像にお

図1 明度線形変換法

Fig. 1. Linear brightness transform.

* 岐阜大学

〒501-1193 岐阜市柳戸1番1

Gifu University

1-1, Yanagido, Gifu-City, Gifu 501-1193

いて、最小明度 $I_{\min}$ と最大明度 $I_{\max}$ の差が大きく、かつ最小明度付近と最大明度付近に多くの画素が分布している場合は、原画像と変換後画像がほとんど変化しないため、必ずしも良好なコントラストは得られない。

次に人手によって、原画像の明度と変換後画像の明度との関係を表す LUT の明度変換曲線を設定する手法⁽⁵⁾がある。これは、図 2 に示すように、 $I_{\min}$ 及び $I_{\max}$ を各々画像が表現できる最小明度 0 と最大明度 $G_{\max}$ となるように、これら 2 点間の明度を単調非減少な曲線に従って伸長または収縮させる手法である。一般的には、画素の分布の多い部分を伸長し、分布の少ない部分を収縮することによって、コントラストが不良な明度領域の改善が可能となる。多くの画像に対して適応可能であるが、画像ごとに適切な明度変換曲線を設定する必要がある。そのため、良好なコントラストを持つ画像を得るために、手間と時間が必要となる。ヒストグラム均等化法⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾は、図 3 に示すように、画像全体の明度分布ヒストグラムにおける各明度の画素数が等しくなるように明度変換を行う手法である。この手法は、明度のエントロピーを最大化するため、視覚的にもコントラスト感の高い画像が得られるが、反面、原画像と比較して不自然なほどコントラストが強調される場合が生じる。

図 2 LUT による明度変換法
Fig. 2. Brightness transform by LUT.

図 3 ヒストグラム均等化法
Fig. 3. Histogram equalization method.

また、原画像内にほぼ均一な明度を持つ広い領域が存在する場合、その領域内の画素が各々異なる明度に変換されるため、全体的にノイズがかかった画像となる。

以上の手法は、いずれも画像に含まれる明度情報に着目したコントラスト改善手法である。一方、各種のカラー画像に関して、良好なコントラストを持つ画像に自動変換するためには、画像に含まれる明度情報だけでなく、空間的な情報も利用することが重要であると考えられる。画像に含まれる代表的な空間的な情報として、エッジがある。図 4 に示すように、画像の局所領域内の明度差が大きな場合、その領域内におけるエッジ強度も大きくなることから、局所的な明度差とエッジ強度との間には相関関係がある。また、画像内に存在する各種の物体のエッジ部分が鮮明であれば、視覚的にコントラストが良好と感じる傾向があることが知られている⁽⁷⁾。本論文では、画像のエッジに着目することによって、撮影したカラー画像に適応するコントラストの自動改善手法を提案する。

3. GA を用いたカラー画像のコントラスト改善

〈3・1〉 基本的な考え方 原画像の明度とコントラスト改善後画像の明度の関係は、明度の入出力関係を定義する LUT によって表現することができる。今回対象とするカラー画像の最大明度階調は 256 レベルとする。従って、LUT の入力と出力は、ともに 0 から 255 までの最大 256 種の明度レベルをもつ。ある原画像に対して良好なコントラストを持つ出力画像を得るためには、原画像に応じて、LUT の入出力関係を最適な状態に設定することが重要である。しかし、最適な入出力関係は原画像によって異なるため、その解候補は膨大な探索空間内に存在することになる。

本手法では、大局的な解探索能力に優れる GA⁽⁸⁾⁻⁽¹¹⁾を用い、カラー原画像に応じて、コントラスト改善に適した LUT の入出力関係を自動的に決定する。GA を具体的な課題に適

図 4 明度とエッジ強度の関係
Fig. 4. Relation between brightness and edge strength.

図5 提案手法の流れ

Fig. 5. Flowchart of the proposed method.

図6 染色体の表現方法

Fig. 6. Representation of chromosome.

用するためには、個体の性質を表す染色体、各種の遺伝的操作、個体の環境への適応度等を設定する必要がある。本手法では、図5に示す全体の流れに沿って、カラー画像におけるR、G、B各色チャンネルのLUTをGAによって設定する。個体の染色体は、各色チャンネルのLUTにおける明度変換関数を示す曲線の形状を表現する情報とする。また、個体の適応度は、R、G、B各色チャンネルのLUTによって変換されたR、G、Bの各出力画像におけるエッジ強度の平均、および、原画像と出力カラー画像間の色変化を抑制す

図7 染色体によって表される曲線

Fig. 7. Curve represented by a chromosome.

るために導入した平均色相差の2種類のパラメータから求める。個体集団を遺伝的操作によって進化させ、進化完了時に最大適応度を持つ個体の染色体情報から、R、G、B各色チャンネルについて、最終的なLUTの入出力関係を求める。

〈3・2〉 染色体の表現方法 個体の染色体の表現方法について述べる。図6に示すように、各個体の染色体には3種類のビット列が含まれ、各々のビット列は、R、G、B各色チャンネルのLUTにおける入出力関係に対応する。これらのビット列は、各色チャンネルの明度の最小値 IC_{min} を0に、最大値 IC_{max} を255に変換する。

各色チャンネルのLUTの入出力関係は、図6に示すように、点Pが始点で、点Qが終点となる曲線によって与えられる。提案手法では、これら3つのLUTにおける曲線PQ部分の形状を表すデータを個体の染色体とする。染色体に含まれる3本のビット列は、各々、R、G、B各色チャンネルの画像における $I_{max}-I_{min}$ 個の要素をもつ1次元配列とする。なお、GAにおける最初の世代では、各個体の染色体にはランダムなビット列を与える。

各色チャンネルのLUTの入出力関係を表す曲線は、各色チャンネルのビット列に含まれる各ビットをビット列の左端から順に加算することによって表す。すなわち、ビット列内の各ビットは、配列内で左隣のデータとの変位を示している。コントラスト改善処理では、原画像における明度の大小関係が出力画像で逆転することは不自然であるため、LUTの曲線は、入力レベルに対して単調非減少とする。以上に述べたように、LUTの曲線形状は、各ビット列から次式によって得る。

$$B(j)=0 \quad (j=0) \cdots \cdots (1)$$

$$B(j)=B(j-1)+b(j-1) \quad (1 \leq j \leq IC_{max}-IC_{min}) \cdots \cdots (2)$$

ここで、 $b(j)$ はビット列の左端から j 番目のビットを表し、 $B(j)$ はビット列の左端から j 番目のビットまでの全ビット値の総和を表す。 j を横軸、 $B(j)$ を縦軸とすると、図7に示すように、ある単調非減少な関数を表す曲線PQが得られる。この曲線PQの最大値 B_{max} は、ビット列に含まれるビット1の総数によって決定される。次に、この曲線PQの上端点Qを出力画像の最大明度である255まで引き伸ばす正規化を行う。得られたLUTによって、入力レベル i に対応する出

図 8 適応度の評価

Fig. 8. Evaluation of individual fitness.

カレベル $O(i)$ は、次式によって表される。

$$O(i) = \frac{255B(i - IC_{\min})}{B_{\max}} \quad (IC_{\min} \leq i \leq IC_{\max}) \quad (3)$$

R, G, B 各色チャンネルの LUT の曲線は、上記の方法によって、染色体に含まれる各々のビット列から求められる。

〈3・3〉 適応度の評価 次に、各個体の適応度の評価方法について述べる。コントラストの優れたカラー画像に関する一般的な定義は困難であるが、視覚的にコントラストが良好であると感じる画像は、明暗のダイナミックレンジが広いだけでなく、画像内に存在する対象物のエッジ部分が鮮明であることも重要な条件と考えられる⁽⁷⁾。そこで、提案手法では、図 8 に示すように、画像から得られる空間的特徴として、画像全体のエッジ強度に着目し、変換後画像のエッジ強度および原画像と変換後画像間の色相差の 2 種類のパラメータから個体の適応度を求める。

エッジ強度の算出には、比較的ノイズの影響を受けにくく、安定なエッジ検出が可能な Prewitt オペレータを用いる。図 8 に示すように、カラー原画像を構成する R, G, B の各色チャンネルの画像に対して、ある個体の染色体によって表される R, G, B に関する LUT によって明度変換を行う。そして、明度変換された R, G, B の各色チャンネルの画像内において、エッジ強度の平均値を求め、0 から 1 の値に正規化を施す。

ところで、エッジ強度のみを個体の適応度とした場合、R, G, B 各色チャンネルについて、エッジが強調されることになるが、各色チャンネル間のバランスが維持されないため、変換後の R, G, B の各色チャンネル画像から構成される結果画像は、原画像と比較して変色する可能性が生じる。この問題を解決するために、画像の色情報である色相に着目し、原画像と変換後画像との間で、画像全体の色相を極力変化させない LUT を与える染色体を持つ個体に高い適応度

を与えることにする。具体的には、原画像と変換後の R, G, B 各色チャンネル画像から構成されるカラー画像の全画素における色相差の平均を 0 から 1 に正規化した値を適応度評価のためのパラメータとする。つまり、ある個体 k の適応度は、その個体の染色体が表す 3 種の LUT によって変換された各色チャンネルの結果画像から得られる平均エッジ強度 $E(k)$ と、原画像と各色チャンネルの変換後画像から構成されるカラー結果画像間との色相差 $H(k)$ の 2 つのパラメータによって求められる。以下に、適応度の評価方法について、より詳細に説明する。

原画像を構成する R, G, B の各色チャンネル画像を f_R, f_G, f_B 、ある個体 k の染色体が表す R, G, B 各チャンネルの LUT によって、 f_R, f_G, f_B を各々明度変換した結果画像を $g_R(k), g_G(k), g_B(k)$ とする。また、 $g_R(k), g_G(k), g_B(k)$ の各々に対して、Prewitt オペレータを施した結果画像を $h_R(k), h_G(k), h_B(k)$ とする。まず、適応度評価のための第 1 パラメータである平均エッジ強度 $E(k)$ は、(4)式によって求める。

$$E(k) = \frac{\sum_{x,y} h_R(k,x,y) + \sum_{x,y} h_G(k,x,y) + \sum_{x,y} h_B(k,x,y)}{3n_A} \quad (4)$$

ここで、 (x,y) は各画素を意味し、 n_A は画像内の全画素数を表す。次に原画像から、色相画像 e_I を得る。色相画像の画素 (x,y) における値、すなわち色相値 $e_I(x,y)$ は、(5)式によって求める。

$$e_I(x,y) = \tan^{-1} \frac{0.7f_R(x,y) - 0.59f_G(x,y) - 0.11f_B(x,y)}{-0.3f_R(x,y) - 0.59f_G(x,y) + 0.89f_B(x,y)} \quad (5)$$

同様に、R, G, B の各色チャンネル画像を明度変換した結果画像から、(6)式によって、変換後の色相画像の色相値 $e_o(k,x,y)$ を得る。

$$e_o(k,x,y) = \tan^{-1} \frac{0.7g_R(k,x,y) - 0.59g_G(k,x,y) - 0.11g_B(k,x,y)}{-0.3g_R(k,x,y) - 0.59g_G(k,x,y) + 0.89g_B(k,x,y)} \quad (6)$$

変換前の色相画像 e_I と変換後の色相画像 $e_o(k)$ の間の画像全体の色相差 $H(k)$ を適応度評価のためのパラメータとして、(7)式によって求める。

$$H(k) = \frac{\sum_{x,y} |e_I(x,y) - e_o(k,x,y)|}{n_A} \quad (7)$$

R, G, B 各色チャンネル画像の総合的なエッジ強度が大きく、かつ原画像と比較して色相の変化が極力生じない変換後画像を得るために、個体 k の適応度 $F(k)$ は、(8)式によって評価する。

$$F(k) = \alpha E(k) + \beta(\pi - H(k)) \quad (8)$$

色相差は、色相円環内の角度差によって表されることから、色相を表す最大値である π から色相差 $H(k)$ を引いたものを(8)式における第 2 のパラメータとする。 α, β は各パラメー

タの重みである。

〈3・4〉 進化方法 GA の進化方法には、ランク方式^{(8)・(11)}を用いる。進化の各世代において、集団内の全個体の中で適応度が上位 $S\%$ の個体だけを次世代に存続させる。一方、適応度が下位 $(100-S)\%$ の個体は、集団から淘汰する。存続を許可した上位 $S\%$ の個体間の交叉によって、淘汰した個体と同数の個体を増殖させる。

〈3・5〉 交叉と突然変異 交叉には、2 点交叉を用いる。上位個体の中からランダムに 2 つの親個体を選び、2 点交叉により双方の染色体を分離、結合して新たな子個体を作り出す。このとき、異なる染色体情報をもつ 2 種類の子個体が生成されるが、双方の子個体の適応度を求め、高い適応度を持つ子個体だけを集団に参加させる。本手法では、各個体の染色体には、R、G、B 各色チャンネルのビット配列が含まれるため、交叉は、これら 3 つのビット配列について独立に行う。

突然変異には、一般的なビット反転方式を用いる。ある突然変異率でランダムに取り出した個体の染色体のビット

を反転させる。交叉と同様、染色体に含まれる 3 つのビット配列の各々が突然変異の対象となる。

〈3・6〉 終了条件 以上に述べた遺伝的操作による GA を適用し、集団進化の中で各世代において最大適応度を持つ個体を抽出する。GA の終了条件として、世代数を 40 世代とした。これは実験の結果、40 世代程度の時点で適応度の変化が乏しくなり、画像も、ほぼ安定状態となる傾向が見られたためである。GA の終了時点で、最大適応度を持つ個体の染色体を解とする。

4. 実験結果

提案手法を用いて、カラー画像のコントラストを改善する実験を行った。

〈4・1〉 実験条件 実験用画像として、R、G、B 各色チャンネルの最大階調が 256 レベルのカラー画像 Picture 1

図 11 LUT の推移 (Picture 1)

Fig. 11. Change of LUT (Picture 1).

図 9 コントラスト改善結果

Fig. 9. Contrast improved image.

図 10 世代数と最大適応度との関係

Fig. 10. Relation between generation and the maximum fitness.

図 12 重み係数による結果画像の変化

Fig. 12. Change of resultant image by coefficient values.

および Picture 2 を用いた。画像のサイズは 256×256 画素である。GA のパラメータは、経験的に個体数 100、生存確率 50%、突然変異確率 10%とした。適応度評価式(8)における重みは $\alpha = 0.4$ 、 $\beta = 0.6$ とした。

〈4.2〉 コントラスト改善結果 提案手法を用いて、実験用画像のコントラスト改善を行った結果を図 9 に示す。比較のため、線形変換法によるコントラスト改善結果も提示している。各々、左側の画像が原画像、中央の画像が線形変換法による結果、右側の画像が提案手法による結果である。提案手法による結果は、原画像および従来の線形変換による結果と比較して、視覚的にコントラストの良好な画像となっていることがわかる。図 9 の各画像の下に示した数値は、(8)式によって求められた適応度を表す。提案手法による結果は、原画像および線形変換による結果と比較して、高い適応度が得られている。以上の結果から、提案手法によって良好なコントラストを持つカラー画像が得られ、また、今回用いた適応度の評価式は、カラー画像のコントラスト改善に有効に働いているといえる。

〈4.3〉 進化過程 GA の進化過程における世代数と最大適応度との関係を図 10 に示す。初期の個体集団には、ランダムな染色体情報が与えられるため、原画像に適した LUT が生成されず、適応度は低い。世代を追うごとに徐々に適応度が増加していることがわかる。

次に、図 11 は、参考として、Picture 1 に関する GA の進化過程において、R、G、B 各色チャンネルの LUT が変化する様子を示す。世代が進むにつれて、各色チャンネルの入出力関係を表す曲線形状が徐々に変化していることがわかる。R および G チャンネルの LUT に関しては、第 1 世代から第 40 世代にかけて、曲線の全体形状に比較的確著な変化が見られるが、B チャンネルの LUT に関しては、ほとんど形状が変化していない。これは、Picture 1 には赤や緑の色情報と比較して青の色情報が乏しいため、R と G チャンネルの画像のエッジ強度に比べ、B チャンネルの画像のエッジ強度の変動が適応度に与える影響が少ないことが理由であると推測される。

〈4.4〉 適応度評価式の重み係数について 今回、適応度を算出するために、適応度評価式(8)においてエッジ強度と色相差の各々のパラメータについて、重み係数を設定した。ここでは、この重みが結果画像に与える影響について評価する。図 12 は、適応度評価式における重み α および β を変化させた場合の結果画像を示す。 α はエッジ強度の重み、 β は色相差の重みを表すため、 β と比較して α が大きい場合は、コントラストの強調度合が大きくなるが、一方で原画像と結果画像との間で色彩の変化が生じるようになる。逆に α と比較して β が大きい場合は、結果画像の色彩は安定するが、全体のコントラスト感が乏しい傾向となっている。7 人の被験者によって、原画像と比較して視覚的に最も良好な結果画像を選択してもらったところ $\alpha = 0.4$ 、 $\beta = 0.6$ の場合となった。

〈4.5〉 主観的評価結果 次に、7 人の被験者によっ

表 1 主観的評価結果

Table 1. Result of subjective experiment.

		Linear transform	The proposed method
Picture1	Contrast	0	7
	Quality	0	7
	Gradation	0	7
Picture2	Contrast	0	7
	Quality	3	4
	Gradation	1	6

て、従来の線形変換法による結果画像と提案手法による結果画像について、コントラスト感に関する主観的な評価実験を行った。実験は、線形変換法による結果画像、および提案手法による結果画像の 2 枚をディスプレイ上にランダムに並べて同時に表示し、コントラスト感、画質、階調表現の 3 項目について、良好と感じる結果画像を選択してもらうことによって行った。なお、被験者は、画像処理の研究に従事する 20 歳代の学生である。表 1 は、各々の手法による結果画像を選択した被験者数を表す。Picture1 に関しては、被験者全員が 3 項目全てにおいて、提案手法による結果が線形変換法による結果よりも良好と判断定した。Picture2 に関しては、画質についてやや票が割れたが、やはりすべての項目について、提案手法の方が優れた評価結果が得られた。以上の結果から、提案手法によって、視覚的にも、良好なコントラスト改善が実現されていると考えられる。

5. ま と め

GA を用い、撮影したカラー画像に応じて、自動的にコントラスト改善を行う手法を提案した。個体の染色体によって、原画像の R、G、B 各色チャンネルの明度変換を行う LUT を作成し、明度変換された結果画像から得られる平均エッジ強度、および原画像と結果画像間の色相差に基づいて個体の適応度を評価する。被験者による主観的評価実験の結果、従来手法と比較して良好なコントラストを持つ結果画像を得ることができた。今回設定した適応度の評価関数はカラー画像のコントラスト改善に有効であると考えられるが、この評価関数が最適であるという保証はない。しかし、提案手法では、適応度の評価関数を変更することによって、異なる性質を持つカラー画像の生成が可能であることが大きな特長である。今後は、コントラストも含めた総合的に良好な画質を持つ結果画像を得るための適応度の評価関数について検討することが課題である。

(平成 14 年 8 月 1 日受付)

文 献

- (1) 松山隆司：画像解析の手法(1)前処理、画像解析ハンドブック、尾上守夫編、第 11 章、pp.263-266 昭晃堂 (1987)
- (2) 奥水大和：濃淡画像と画像改善・画質強調、コンピュータービジョン、谷内田雅彦編、第 3 章、pp.27-31 丸善 (1990)
- (3) 河田 聡・南 茂夫：科学計測のための画像データ処理、第 5 章、pp.95-109 CQ 出版社 (1994)

- (4) E.L.Hall, R.P.Kruger, S.J.Dwyer, R.W.McLaren, and G.S.Lodwick : "A survey of preprocessing and feature extraction techniques for radiographic images", *IEEE Trans. on computer*, vol.C-20, pp.1032-1044 (1971)
- (5) 画像処理標準テキストブック編集委員会監修：3-1 濃淡情報の変換，画像処理標準テキストブック，pp.138-149 (1997)
- (6) F.Saitoh : "Image Contrast Enhancement Using Genetic Algorithm", *IEICE Trans.*, Vol.J81-D-II, No.11, pp.2606-2616 (1998-11) (in Japanese)
齊藤文彦：「遺伝的アルゴリズムによる画像コントラスト強調」，電子情報通学誌(D-II)，**J81-D-II**，11，pp.2606-2616 (1998-11)
- (7) 桶波消二：感覚と工学，第6章，pp.68-88 共立出版 (1976)
- (8) 安居院猛・長尾智晴：ジェネティックアルゴリズム，第1章，昭晃堂 (1993)
- (9) H.Kitano : "Genetic Algorithm", *JSAI Trans.*, Vol.7, No.5, pp.26-37 (1992-5) (in Japanese)
北野宏明：「遺伝的アルゴリズム」，人工知能学誌，7，5，pp.26-37 (1992-5)
- (10) J.H.Holland : "Adaptation in Natural and Artificial Systems", The Univ. Michigan Press (1975)
- (11) D.E.Goldberg : "Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning", Addison Wesley (1989)

浦田 竜佳

(非会員) 2002年3月岐阜大学工学部応用情報学科卒業。現在，同大学院工学研究科博士前期課程在学中。遺伝的アルゴリズム，画像処理の研究に従事。

齊藤 文彦

(正員) 1981年慶大・工・数理卒。同年日本IBM入社。1995年日立製作所入社。1998年岩手県立大学助教授。1999年岐阜大学工学部応用情報学科助教授。マシンビジョン，視覚情報処理の研究に従事。博士(情報科学，工学)。精密工学会，電子情報通学会，画像電子学会各会員。