

クラス間の誤差拡散法に基づく画像のパステルカラー化

葉, 青
九州大学大学院芸術工学研究院メディアデザイン部門

井上, 光平
九州大学大学院芸術工学研究院メディアデザイン部門

<https://hdl.handle.net/2324/7174320>

出版情報 : 2023-07-28. 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)
バージョン :
権利関係 :



クラス間の誤差拡散法に基づく画像のパステルカラー化

葉青^{1,a)} 井上光平^{1,b)}

概要

フルカラー画像をパステルカラー画像に変更するには、カラーパレットから近い色を選ぶのが基本的である。しかしよく色分布が大きく異なるので、同系色の色ばかりが選ばれて美しい画像を作れない。そこで本論文では、改善された誤差拡散法を導入し、より適切な色を選ぶことを目指している。

誤差拡散法はハーフトニング画像の生成でよく使われている。ハーフトニングとは元の画像に含まれる色より種類が少ないの色でその画像を再現する手法である。誤差拡散法はピクセルごとに誤差を計算し、周囲のピクセルに誤差を拡散させることで、再現の精度を向上させる手法である。しかし本論文では従来の誤差拡散法と違い、ピクセルはクラスに分類され、クラス間で誤差を拡散させる手法を提案した。

1. はじめに

パステルカラー化とは、元の画像を色彩の淡い、柔らかいイラスト風の画像に変換することである。先行研究として、筆者らが発表した論文「輸送問題に基づくパステルカラー化」[1] ではパステルカラー化の問題を輸送問題と見なし、配色パターンに含まれる多様な色を全部有効利用する方法を提案した。本研究はそれを踏まえて、新しい手法を導入した。

そもそもパステルカラー化は限定色の画像を生成している。そういうところはトーンの豊かな画像を解像度が足りない出力装置で印刷する時に、トーンを単純化して再現するために使われるハーフトニング処理と似ている。そこで本論文では、ハーフトニングでよく使われる誤差拡散法を参考にし、新しいパステルカラー化の手法を提案する。

従来の誤差拡散法は右下のピクセルにラスタ走査で誤差を拡散するのが多いが、本論文では [1] のように、ピクセルを処理する順番はバラバラであるため、ラスタ走査は通用しない。よって、Donald E. Knuth が提案した dot diffusion[2] と J.S.Arney らが提案した omni-diffusion[3] を

参考にし、ピクセルを k 個のクラスに分け、誤差は同じクラス内で拡散させず、クラス間で拡散させる手法を本研究に取り入れた。

2. 提案手法

2.1 輸送問題に定式化

本研究は「輸送問題に基づくパステルカラー化」[1] に基づいて改善を施す手法である。[1] が施す処理はほぼ残している。

そのプロセスは簡単に言えば、画像全体のピクセルと配色パターン色のユークリッド距離を計算し、距離の昇順で対応の色を選び、元画像のピクセルに置き換えるのである。その中で同系色が選ばれる頻度に制限を設け、多様な色の選択を目指す。

2.2 誤差の拡散

前述のプロセスで、あるピクセルに対し、自分に一番近い色を必ずもらえるわけではなく、もし自分よりその色に近いピクセルがあったら、そのピクセルに譲るしかない。つまり順番に処理を受けたピクセルは画像上に点在している。よって、ラスタ走査に基づく処理は向いていない。

dot diffusion[2] と omni-diffusion[3] の主なやり方はすべてのピクセルをあるクラスに分類し、周囲の 8 個のピクセルに誤差を拡散させるのである。ただ dot diffusion は 8×8 の行列で画像を走査し、自分よりクラスが小さいピクセルに誤差を拡散させない。omni-diffusion の方は画像全体を覆うほど大きな行列を用いるため、処理はラスタ走査ではなくクラスが与えられた数字で順番に行う。両方はクラスを設ける目的は同じ形の処理を一定距離ごとに行うことにあると考えられる。

そのほか、誤差を拡散させるには、図 1 が示すように違う位置に違う重みを付ける。アルゴリズムによってある位置のピクセルに拡散させない場合はその位置の重みを除いて計算する。

2.3 本研究の手法

本論文では輸送問題に定式化する時に計算された距離データを活用する。配色パターン色は K ($K = 12$) 色

¹ 九州大学芸術工学研究院メディアデザイン部門

^{a)} yeqing84512@126.com

^{b)} k-inoue@design.kyushu-u.ac.jp

$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{12}$
$\frac{1}{6}$		$\frac{1}{6}$
$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{12}$

図 1 重み付け

相あり、明るさは L ($L = 25$) 段階に分かれており、合計 $KL = 300$ 色である。画像のサイズを $m \times n$ ($m = n = 256$) とする。よって、距離データ D の次元は (mn, K, L) である。

もともとピクセルは D に基づいて距離の昇順で頻度の制限に従った上で処理を受けるはずだが、ここはその順番で選ばれた距離データを記録するだけ。つまり今の距離データ D' の次元は $(mn, 1)$ である。そして距離データ D' を k-means 法でクラスタリングし、クラス分けを行う。

そうしたら、違うクラスの間で数値は全体的に差が出る。同じクラスに属するデータの間であまり差が出ない。そのような差が大きいクラスの間で誤差を拡散させることこそ、意味があると考えられる。画像の内容に関わらず同じ行列で処理を行う。dot diffusion、omni-diffusion と違い、本研究の手法は画像の内容と配色パターンに基づいて処理を施す。しかも同じ処理を空間的に繰り返す点は残された。

誤差を受け、新たな数値になったピクセルと配色パターンの色の距離を計算する。ただそこは自分に一番近い色を選ぶだけでよい。ほかのピクセルに譲ることはなくなった。つまり距離データ D'' の次元は $(1, K, L)$ である。もちろん同系色ばかりが選ばれるのを避けるため、頻度を設ける。

次は拡散方向を決める。dot diffusion と omni-diffusion は違うやり方を取ったが、本論文ではその両方を試した上、数字が小さいクラス（属するデータは数値が全体的に小さいクラス）に拡散とクラス問わず拡散の処理もしてみた。

最後は omni-diffusion の言ったように、そこは違う意味でラスタ走査と捉えてもよいだろう。ただその対象はピクセルの座標 (m, n) からクラスのナンバー c とそのクラスに属する距離データ D'_c の組み合わせ (c, D'_c) になった。

3. 実験例

図 2 は元の画像で、図 3 は輸送問題に定式化する手法 [1] で得られたパステルカラー画像である。

3.1 違うクラス数 k の結果

図 4 はクラス数 $k = 4, 8, 12, 64$ の結果を示した。ご覧の通り、 k が小さすぎると、画像には不自然な同色の塊がある。 k が大きければ大きいほど、画像の粒度が大きい。

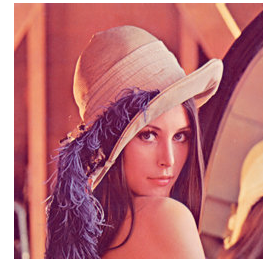


図 2 元のカラー画像



図 3 輸送問題に定式化だけの結果

それは k が大きければ、違うクラスに属する D' の位置はよりバラバラになるため、違う色もより点在することになると考えられる。



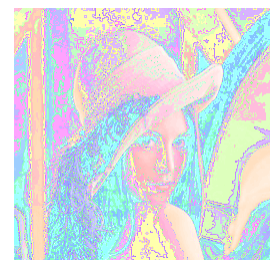
(a) $k = 4$



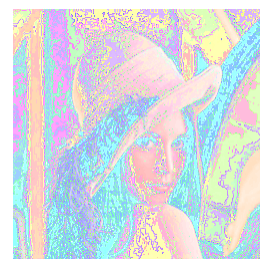
(b) $k = 8$



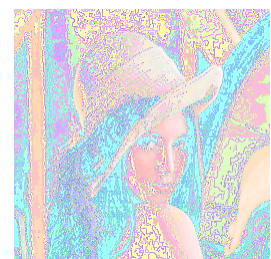
(c) $k = 12$



(d) $k = 25$



(e) $k = 48$



(f) $k = 64$

図 4 違うクラス数 k による結果

3.2 処理順序と拡散方向

数字が大きいクラスに拡散させるには、必ず昇順で処理しなければならない。それは本手法の手順はクラス一つのパステルカラーを決める→誤差を計算する→誤差を別のクラスに拡散させる→拡散されたピクセルと配色パターンの距離を計算するという順番で、降順なら自分より大きいクラスの処理はもう終わったから。つまり誤差を拡散させても、それに基づきパステルカラーを選択することはない。全然意味はない。数字が小さいクラスに拡散させるのも同様で、必ず降順で処理を行う必要がある。

図 5 は違うやり方で得た結果である。本研究ではクラス問わずの拡散も試してみた。本来ならば、昇順で「大きい方に拡散」と「クラス問わず拡散」の結果は同じであるはず。しかし、拡散する時に重みを付ける必要があるから、「クラス問わず拡散」の方は拡散された誤差の数値はより小さいことがあり、そのちょっとした違いで違う結果を得た。

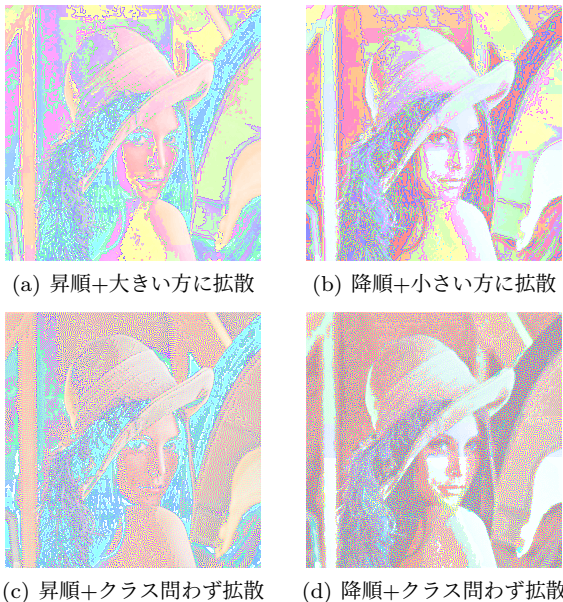


図 5 違う処理順序と拡散方向による結果

3.3 ランダムな結果

降順で処理すると、画像のメインカラーが変わった現象は起きた。それは数値が全体的大きいクラスは先に自分の誤差を拡散させるチャンスを得たから、画像全体に影響を与えられた。

一番最初に処理を受けるクラスは画像のメインカラーを決められると考えたら、ランダムな処理を試してみた。図 6 は結果を示した。生成した画像はもちろん不安定で、毎回違う結果を得る。しかし同じく美しい画像を得られるから、一応結果を出してみた。



図 6 ランダムな結果

3.4 複雑な画像への挑戦

図 7、8、9 に、写真とアニメと AI 画像をいろんなパラメーターで処理した結果を示し、提案手法の適合性を確認する。

見ての通り、図 7 の桜と図 8 の光影ほど複雑な部分は再現できたが、図 9 ほどもっと複雑な画像なら効果はあんまりいいとは言えない。粒度が低いなら、不自然な色の塊が出る。高くなると、画像の細部は全然見えなくなった。

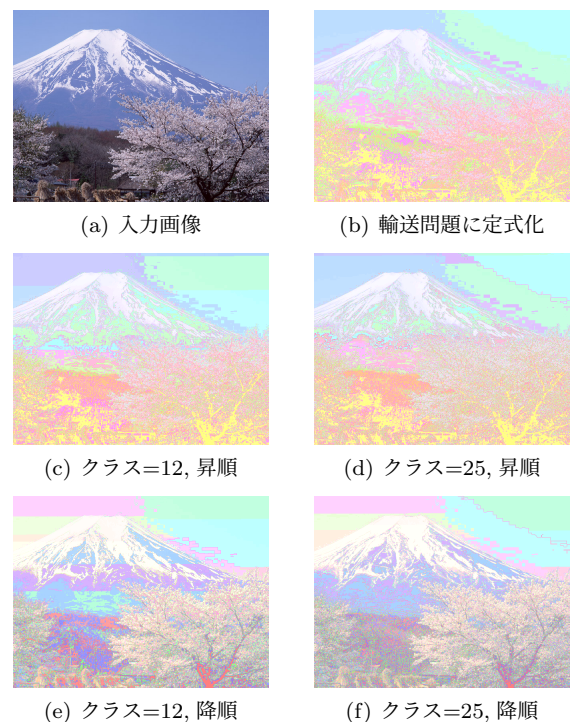


図 7 風景写真の例



図 8 アニメ風景の例

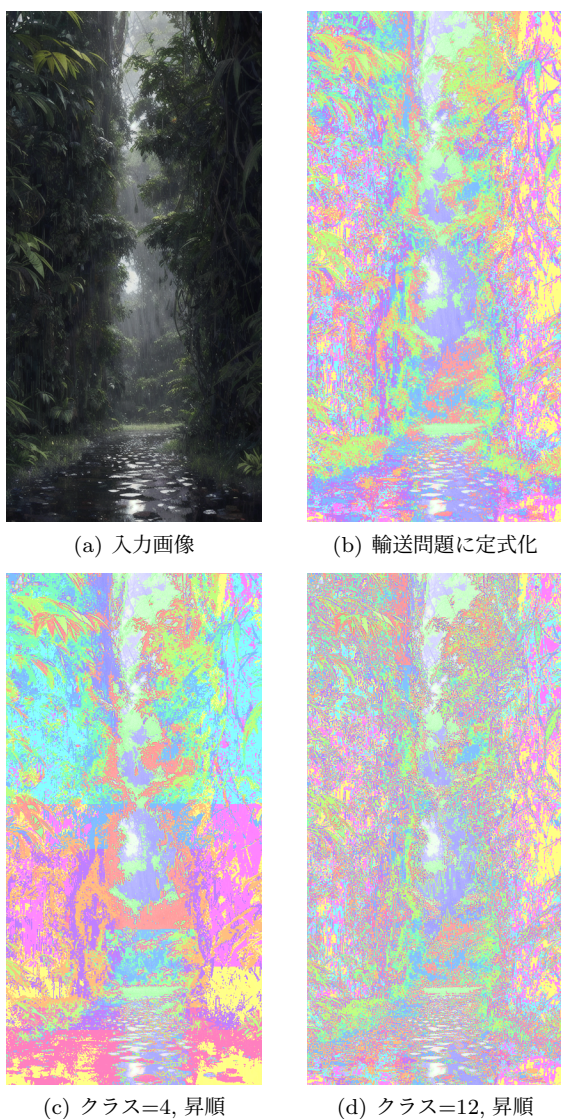


図 9 AI 風景画像の例

4. おわりに

筆者らの先行研究を踏まえて誤差拡散、クラスタリングの手法を導入し、新たなパステルカラー化のアルゴリズムが誕生した。違うクラス数、処理順序、拡散方向でいろんなパステルカラー画像が得られる。そのほか、メインカラーすら変えられる効果も得た。パステルカラー化の新たな可能性を示した。

実験では、図 1 のような重みしか使っていないが、もしそれを別のサイズにしたり、その数値を変えたりしたら、どんな結果があるだろうか、とても試す価値があると考えられる。それに拡散されない位置の重みの除かず得た結果は明らかに除いて得た結果より色が淡い。それに重みの重要性を示した。

また、提案手法は粒度をコントロールできるのはポイントだが、複雑すぎる画像に向いていないため、それも改善すべきところだと思う。

それらを今後の課題として、もっと研究していく。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP21K11964 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 葉青, 井上光平, 小野直樹, 原健二, “輸送問題に基づく画像のパステルカラー化,” 第 25 回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2022), IS1-48, Jul. 2022.
- [2] Arney, J., Anderson, P. and Gunawan, S.: Error diffusion and edge enhancement: raster versus omni-directional processing, Journal of Imaging Science and Technology, Vol. 46, No. 4, pp. 359–364 (2002).
- [3] Knuth, D. E.: Digital halftones by dot diffusion, ACM Transactions on Graphics (TOG), Vol. 6, No. 4, pp. 245–273 (1987).