

# 画像修復の概念を導入した事例参照型非写実的画像合成

西山昂志<sup>†</sup> 市野早徒<sup>†</sup> 中村剛士<sup>†</sup> 加納政芳<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻  
名古屋市昭和区御器所町

<sup>††</sup> 中京大学情報理工学部機械情報工学科  
愛知県豊田市貝津町床立 101

E-mail: <sup>†</sup>{nishiyama,ichino,tnaka}@ai.nitech.ac.jp, <sup>††</sup>mkanoh@sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし コンピュータグラフィックスの一分野に、非写実的画像合成 (NPR: Non-Photorealistic Rendering) がある。NPR の 1 手法である事例参照型 NPR, とくに Painterly Rendering に関する課題を画像修復問題の 1 つとして捉え直し解決を図ることで、合成される出力画像の品質向上を目指す。事例参照型 NPR は、処理対象画像にたいし参照事例画像の持つ視覚的特徴を付与することで、参照事例に類似した表現を持つ出力画像の獲得を目指すものである。本研究では、事例参照型 NPR の処理対象と参照事例それぞれを画像修復問題における欠損領域とデータ領域と見做すことで、画像修復問題解決のために従来提案されてきたアルゴリズムやエネルギー関数を本研究に応用展開する。キーワード Painterly Rendering, テクスチャ合成, エネルギー最適化, テクスチャの局所類似性

## 1. はじめに

近年のコンピュータグラフィックス (CG) 表現の進化には目覚ましいものがあり、ハリウッド映画に代表される特殊効果やビデオゲームの視覚的演出でそれを確認することが出来る。これはグラフィックスに関するハードウェアの高性能化 (とくに GPU) とその作成ツールが充実し、以前に較べ安価に提供され、CG 作成の裾野が広がっていることがその主な要因と考えられる。そのため、今後もクオリティの高い CG 作品が数多く提供されることが期待される。しかしその一方、誰でも一定レベル以上の CG 表現が作成可能となり、ハイクオリティな CG が当然となったことで、映像表現の差別化が難しくなったという側面がある。現実世界の表現に近いフォトリアルな CG のみの映像では、人々に興味を持たせたり感動を与えることはほぼ不可能に近いのが現状である。

非写実的画像合成 (NPR: Non-Photorealistic Rendering) は、そのようなフォトリアルな CG にたいするアンチテーゼとして、CG に新しい表現を導入しようとする試みの 1 つである。すなわち、フォトリアルな CG が、現実世界に近い表現を追求し、より実写に近い表現を CG で表現しようとするのにたいし、NPR は油彩画や水彩画等の絵画風表現やイラスト、漫画、墨絵等の人間の手による創作美術の表現を CG によって目指すものである [1], [2]。

NPR の主要な研究には Painterly Rendering という分野が存在し、この解決は 2 つの流れに大別出来る。1 つはフィルタリングを用いた、所謂画像処理アプローチによる解決であり [3] ~ [5]、様々な視覚的効果を演出するフィルタを設計することで、水彩画調、パステル調、墨絵調と

いった画像変換処理を実現するものであり、Adobe 社の Photoshop に代表されるフォトタッチツールや GIMP のプラグインであるゴッホフィルタ等が採用する方法である。もう 1 つは、参照事例を用い、参照事例の特長を模倣した表現を実現するアプローチである [6] ~ [9]。この手法は、参照事例を交換することで様々な絵画風表現を実現出来、参照事例制作者の筆遣いや色遣いの特長によって表現を差別化できる。すなわち、例えば油彩画風であっても、モネ風、ゴッホ風といった細分化した画像変換処理が可能となる。このように、表現能力の多様性を考えた場合、事例参照型の画像変換処理は、既存の芸術作品等の数と同じだけの範囲をカバーする表現能力を持つことが期待できる。

我々は事例参照型 NPR のポテンシャルに着目し、Painterly Rendering の質感の向上を目指す。事例参照型 NPR のベースとなる概念では、参照事例をテクスチャパッチの集合またはピクセルの集合として扱う [10] ~ [12]。その集合からテクスチャパッチまたはピクセルを取り出し、処理対象上に適切に再配置することで、処理対象を参照事例の持つ特長を持った出力に変換する。ここで課題となるのは、集合要素であるテクスチャまたはピクセルの再配置であり、いかに最適な配置を行うかが出力画像の品質に大きく影響する。すなわち、この問題を出力品質に関する最適化として捉え、エネルギー最適化問題として解決することが出来ると考えられる [12], [14]。

本研究の貢献は、画像修復と事例参照型 NPR における画像変換の類似性に着目し、画像修復で提案されるエネルギー関数の設計概念を事例参照型 NPR に導入したことにある。とくに、テクスチャの局所類似性の概念をエネルギー関数に取り入れ、本研究の課題である絵

画風出力画像の質感向上を試みる．具体的には，従来の Painterly Rendering では困難または試みられてこなかった“参照事例のカラーテクスチャを利用した絵画風画像の合成”について解決の方向性を示す．

## 2. 関連研究

ここではまず，事例参照型 NPR の課題を示す．また，事例参照型 NPR と画像修復の類似性に触れ，画像修復アルゴリズムの事例参照型 NPR への応用可能性について述べる．さらに，本研究で着目する局所性を考慮した画像修復アルゴリズムとそこで定義されるエネルギー関数について概説する．

### 2.1 事例参照型 NPR

前述のように，事例参照型 NPR では，絵画風出力画像の獲得を目指す Painterly Rendering に関する研究例が数多く存在する．これらの先行研究では，実絵画上に表現されている“筆遣い”や“筆の流れ”等の局所的な方向に着目し，それを模倣した表現を出力上で再現するものがほとんどである．筆遣いは局所輝度変化情報として画像上に陽に表現されやすいため，参照事例がカラー画像であろうとモノクロ画像であろうと，筆遣いに着目するだけならばとくに問題はない．そのため，処理対象の輝度情報を参照事例の輝度情報で置き換えることで，参照事例に類似した筆遣いの表現に変換することが出来る．このとき，輝度以外の色彩情報は元の処理対象から変化させない．具体的には，参照事例からテクスチャパッチを抽出する際に，パッチを輝度情報のみを持つグレースケールテクスチャ化し，処理対象画像に与える．テクスチャを利用しないピクセルベース処理の場合は，ピクセルの輝度値を処理対象画像に与える [6], [9] ~ [11], [14] ．

参照事例の持つ筆遣いの長を処理対象に付与することについては，このアプローチで一定の成果が得られており有効な手法と考えられる．しかしながら，輝度と色彩の情報を切り離して考えることになり，さらに参照事例の持つ局所的な配色を含む色彩情報を処理対象に与えることが出来ない．レンダリングにおける参照事例の利用形態に依存はするものの，本来は，参照事例の持つテクスチャをグレースケール化せず，カラーテクスチャのまま利用する方が，参照事例の持つ美術表現により近い視覚的表現を出力画像を再現できるのではないかと考えられる．Yan らは文献 [12] において，参照事例のカラーテクスチャを利用してレンダリングを行い，参照事例持つ色彩情報を含めて出力上に再現している．しかし，利用するテクスチャを限定していることや，不足するテクスチャを輝度補間によって生成していることから，参照事例のテクスチャをそのまま加工せず処理対象に割り当てているわけではない．

必ずしも NPR の分野ではないが，色彩変換を行う研究も存在する [15], [16] ．色彩変換と上記の先行研究であ

る筆遣いを模倣する Painterly Rendering の 2 つを単純に組み合わせて順番に処理すれば，色彩と筆遣い両方の長を出力上に再現可能ではないかと思われる．この考えは，処理対象と参照事例の組合せによっては効果的に働くものと期待できるが，Painterly Rendering が色彩変換の性能に大きく依存してしまうことは否めない．さらに，参照事例が印象派の絵画のように色彩混合を用いている場合には有効とは言えない．すなわち，絵画の近くでその絵画を観察すると複数の色の局所配置であるのに，絵画から離れて遠くから観察するとある別の色に見えるような印象派や新印象派の絵画特有の技法を用いている場合である．事例参照型色彩変換のベースとなっている概念は，処理対象と参照事例のそれぞれを色単位で分類し，各色同士を対応づけた後，処理対象の色を参照事例の色に変換することにある．このとき，処理対象の一角は参照事例の一角のみに対応するため，複数の色を処理対象の一角に対応づけることは難しい．そのため，印象派のように複数色の局所配置を用いて或る色を表現するような絵画を模倣することは，色彩変換では困難である．

このように，先行研究では，参照事例の持つ筆遣いと色彩を別々の課題として扱っており，両方の長を同時に処理対象に付与することを試みていない．しかしながら，筆遣いと色彩が同時に再現されてこそ，参照事例制作者の描画長をより正確に表現していると言え，この解決を図ることにより，出力画像の品質が向上するものと期待される．

### 2.2 事例参照型 NPR と画像修復の類似性

画像内の欠損を，修正補間によって不自然でない状態にする画像修復に関する研究が昨今盛んであり，多くの有効な手法が提案されている．画像修復のアプローチの 1 つに，欠損領域とデータ領域の類似度を評価し，最適なテクスチャパッチを割り当て，欠損領域に合成する手法がある [17], [18] ．一方，先に述べたように，事例参照型 NPR は参照事例のテクスチャを利用する手法であり，処理対象の領域と参照事例の領域の類似度を評価し，最適なテクスチャパッチを割り当て，処理対象上に合成する．“画像修復の欠損領域”を“事例参照型 NPR の処理対象”，“画像修復のデータ領域”を“事例参照型 NPR の参照事例”と置き換えれば，両者はほぼ同じ処理であると見做せる．このように両者は親和性が高いと考えられることから，本研究では画像修復アルゴリズムの概念をベースにした事例参照型 NPR を提案する．

### 2.3 局所性を考慮したエネルギー最小化による画像修復

図 1 に河合らが提案した画像修復の流れ [19] を示す．図 1 は文献 [19] で概説されるとおり，まず，(a) 修復領域を手動で指定し，つぎに，(b) 欠損領域に初期値となる画

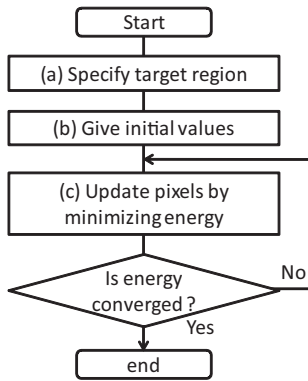


図 1 画像修復の処理の流れ

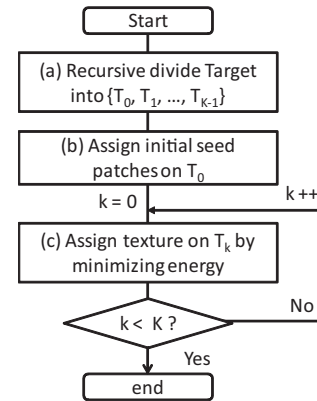


図 3 提案手法の処理の流れ

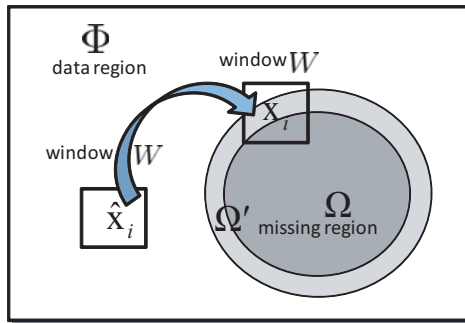


図 2 修復対象画像の領域

素値を与える．さらに，(c) エネルギー最小化によって欠損領域の修復を行う．この最小化されるエネルギーについては，Wexler らが提案したパターン類似度 SSD (Sum of Squared Difference) を用いた確率密度関数 [20] を，河合らがエネルギー関数に拡張したものである．図 2 は文献 [19] で用いられる修復画像の各領域を示しており，ユーザが手動で指定した欠損領域  $\Omega$  を含む領域  $\Omega'$  と，画像内の  $\Omega'$  以外のデータ領域  $\Phi$  に分けられる．このデータ領域  $\Phi$  内の画像パターンを用いて欠損領域  $\Omega$  の修復を行うことが文献 [19] の目的である．すなわち， $x_i$  に対応する  $\hat{x}_i$  の割り当てである．河合らのエネルギー関数の独自性の 1 つは，“多くの画像では類似したテクスチャ同士が近傍に存在する確率が高い”という考えを導入し，テクスチャの局所性をコスト項としてエネルギー関数に組み込んだ点にある．これにより， $x_i$  の近傍に位置する  $\hat{x}_i$  が優先的に選択される確率が高くなる．

### 3. 提案手法

本研究では，文献 [19] の提案する画像修復アルゴリズム及びエネルギー関数を事例参照型 NPR に応用する．以下，本提案手法の処理の流れと使用するエネルギー関数について述べる．

#### 3.1 処理の流れ

提案手法は従来の事例参照型 NPR 同様に，処理対象画像 Target と参照事例画像 Source を用意し，参照事例 Source 内のテクスチャパッチを用いて処理対象 Target

上に配置し，出力画像 Output を獲得する．

図 3 に提案手法の処理の流れを示す．まず，(a) 処理対象 Target を局所画像に分割し，解像度レベルに基づく各局所画像集合  $T_0, T_1, T_2, \dots, T_{K-1}$  を構成する．つぎに，(b) 参照事例 Source から初期シードとなるテクスチャパッチをユーザが指定し，最も解像度の低い局所画像集合  $T_0$  上の適当な位置に，初期シードを配置する．さらに，(c) 参照事例のテクスチャパッチを局所画像集合  $T_k$  に，エネルギー関数を用いて最適なテクスチャパッチを配置し，各解像度レベルの局所画像集合  $T_k$  にたいする出力画像  $O_k$  を獲得する．この処理を各解像度レベルごとに繰り返す．なお，各  $T_k$  では，一つ前の  $T_{k-1}$  までに獲得した出力画像  $O_0 \sim O_{k-1}$  を初期シードとして利用し，出力画像 Output を合成する．以下では，処理対象 Target の解像度レベルに基づく局所画像表現，各レベルでのテクスチャ割り当て処理，さらにテクスチャ割り当て時に用いるエネルギー関数について詳細を述べる．

#### 3.2 局所画像集合を用いた画像表現

処理対象 Target はとくに限定された画像でないことから，輝度や色彩があまり変化しない比較的一様な背景領域や物体領域と背景領域の境界等変化が激しい箇所等が混在する．そのため，変化のあまりない一様な領域には大きなサイズのテクスチャパッチを配置し，輝度や色彩の変化の激しい箇所には小さなサイズのテクスチャパッチを配置する．これによって，出力画像 Output には，参照事例 Source の特長をテクスチャとして持ちつつも，処理対象 Target の持つ特長がある程度保存されるのではないかと考えられる．

原らは適応的画像分割として，人間の目が色成分に対して感度が低いという事実に着目し，その考えに基づいた局所画像を構成した [14]．本研究では，原らのアプローチに倣い，局所画像集合を構成する．処理対象 Target の局所画像集合への分割については，図 4 に示すように，一部重なり合う正方形の局所画像 ( $N \times N$  画素) の集合に分割する．局所画像を再帰的に四分分割する手順は次のとおりである (図 5 参照)．まず，(a) 局所画像集合の重な



図 4 局所画像集合への分割

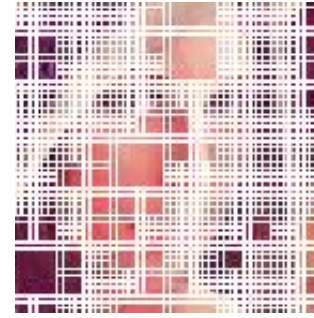


図 6 再帰的分割の例

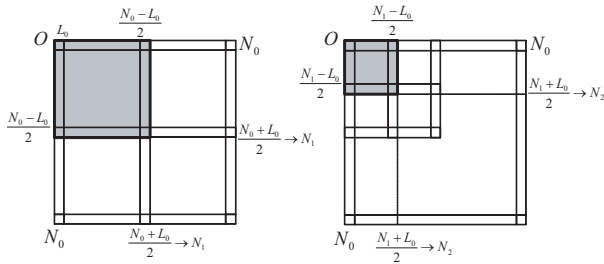


図 5 局所画像の再帰的分割 [14]

り幅を  $L_0$ 、各正方形の辺の長さを  $N_0$  とし、分割対象の左上、左下、右下、右上の頂点の位置をそれぞれ  $(0, 0)$ 、 $(0, N_0)$ 、 $(N_0, N_0)$ 、 $(N_0, 0)$  とする。つぎに、(b) 局所画像の境界線を辺とする正方形の各辺に頂点を二個ずつ追加し、大きさ  $\frac{N_0+L_0}{2} \times \frac{N_0+L_0}{2}$  の正方形に四分分割する。これを繰り返し実行することにより、一部重なり合う構造を維持して解像度レベルを上げて行く。

この再帰的四分割はすべての局所画像について実施するわけではなく、エッジに基づく距離変換アプローチ [21] に基づいて行う。まず、Canny フィルタを用いて濃淡エッジを抽出する。次に、各画素ごとにエッジ画素までの最短距離を求めることにより距離変換を行う。この距離変換値に基づいて局所画像集合を再構成する手順を以下に示す。

(1) 前回よりも解像度レベルが一つ高い局所画像集合に対し、各局所画像ごとに対応する距離変換値の平均を求める。

(2) 閾値  $\epsilon$  を設定し、(1) で求めた値が  $\epsilon$  以下の局所画像を上述の手順で四分分割する。

この手順を規定の解像度レベルまで繰り返し実行することで、処理対象画像 Target のエッジ成分からの距離に応じて適応的に四分分割された局所画像が得られ、解像度ごとの局所画像集合を構成する。図 6 に分割例を示す。

### 3.3 テクスチャ割り当て

処理対象 Target 上の領域は各局所画像集合  $T_0, T_1, T_2, \dots, T_{K-1}$  に分割されるが、図 7 に示すように、 $T_k$  を  $\Omega$  とし、 $\Omega$  を含む第  $k$  レベル以下の解像度の局所集合族  $\{T_0, \dots, T_{k-1}, T_k\}$  を  $\Omega'$  とする。これにより、第  $k-1$  レベル以下の局所画像集合族  $\{T_0, \dots, T_{k-1}\}$

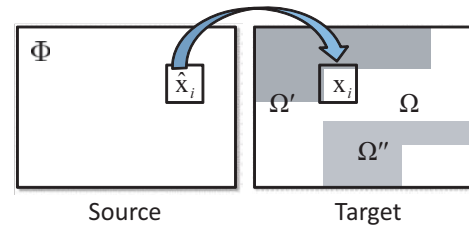


図 7 第  $k$  レベルにおける画像上の領域

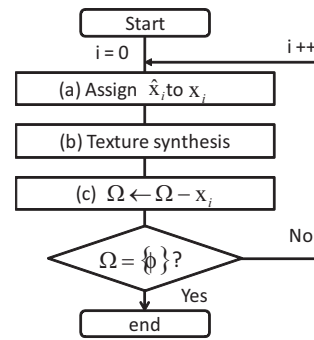


図 8 第  $k$  レベルのテクスチャ割り当て

は、 $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  と表現できる。また、残りの第  $k$  レベルより高い解像度の局所画像集合族  $\{T_{k+1}, \dots, T_{K-1}\}$  を  $\Omega''$  とするが、第  $k$  レベルのテクスチャ割り当て処理には関係しない。 $k=0$  の場合は、ユーザが割り当てる初期シードを含む  $T_0$  を  $\Omega'$  とし、 $T_0$  から初期シードを除いた領域を  $\Omega$  として扱う。また、参照事例 Source を  $\Phi$  として再定義し、 $\Omega$  上の  $x_i$  に対応する  $\Phi$  内のテクスチャパッチ  $\hat{x}_i$  のサイズは局所画像  $x_i$  と同じとする。

テクスチャ割り当ては、図 3(c) に示すように、最も低解像度の第 0 レベルである  $T_0$  から開始する。各レベルの割り当て完了後に、一つ上の高解像度レベルの局所画像集合について割り当て処理するといった再帰的処理を実行する。図 3(c)、すなわち  $T_k$  におけるテクスチャ割り当ての詳細を図 8 に示す。まず、(a)  $\Omega$  を左上から右下にスキャンし  $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  に隣接する  $x_i$  にたいし、テクスチャパッチを割り当てる。 $x_i$  にたいしては、次節で述べるエネルギー関数を最小化する  $\hat{x}_i$  を割り当てるものとする。なお、1 回のスキャンの結果、 $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  に隣接する  $x_i$  を 1 つも発見できない場合には、テクスチャ未割り当ての  $\Omega$  内で最も左上の  $x_i$  にテクスチャパッチを割り当



てる．つぎに，(b) 割り当てが決定した  $\hat{x}_i$  を  $x_i$  上にテクスチャ合成によってシームレスに合成する．続いて，(c)  $\Omega$  から割り当てが完了した  $x_i$  を取り除き， $\Omega$  を更新する．これに伴い， $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  も更新される． $\Omega$  内に割り当てべき  $x_i$  が無くなったら第  $k$  層での処理を完了する．

### 3.4 エネルギー関数

$x_i$  に対応する  $\hat{x}_i$  はエネルギー関数を最小化することで一意に同定する．提案するエネルギー関数は3つのコスト項から構成する．

まず， $\hat{x}_i$  の色彩類似度をコストとして以下のように定義する．これは，処理対象 Target と参照事例 Source の局所的な色彩類似性を考慮する項である．

$$SD_c(x_i, \hat{x}_i) = \{\mu(x_i) - \mu(\hat{x}_i)\}^2 \quad (1)$$

画像修復アルゴリズムや従来の事例参照型 NPR では，局所画像内の輝度のパターン類似性を考慮することがほとんどであるが，本研究では局所画像の平均色を  $L^*a^*b^*$  表色系で表し， $\mu(x_i)$  とする．また，それに対応する  $\hat{x}_i$  の平均色を  $\mu(\hat{x}_i)$  で表し，差分を取ることで類似性を評価する．この処理は，とくに印象派絵画の特長である色彩混合を意識した項であり，その近似的表現として平均色を採用する．

つぎに，既に割り当て済みのテクスチャと  $\hat{x}_i$  のシームレス性に関するコストを定義する． $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  には，既にテクスチャが割り当てられており， $x_i$  と  $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  の重なり合う領域  $\Gamma$  についてはテクスチャの連続性を考慮することで，隣接する局所画像間に不自然な継ぎ目が発生しないようにする．そのために，重複領域  $\Gamma$  において  $\hat{x}_i$  と  $\Omega' \cap \bar{\Omega}$  のパターンができるだけ一致していることが望ましい．そこで， $x_i$  に隣接した領域に既に割り当てられているテクスチャパッチを  $n(x_i)$  と表し，重複領域  $\Gamma$  上における  $\hat{x}_i$  とのシームレス性を次式に示すコスト項として定義する．

$$SD_s(x_i, \hat{x}_i) = \psi(n(x_i), \hat{x}_i) \quad (2)$$

ここで， $\psi(n(x_i), \hat{x}_i)$  は重複領域  $\Gamma$  上における  $n(x_i)$  と  $\hat{x}_i$  のパターン差分を表し，以下のように定義される．

$$\psi(n(x_i), \hat{x}_i) = \frac{\sum_{p \in \Gamma} \{p(n(x_i)) - p(\hat{x}_i)\}^2}{|\Gamma|} \quad (3)$$

ただし， $p(x)$  はテクスチャ割り当てしたときの  $\Gamma$  上の画素  $p$  における  $x$  の  $L^*a^*b^*$  値を表し， $|\Gamma|$  は  $\Gamma$  の総画素数を表す．

さらに，類似するテクスチャ同士は近傍に存在する確率が高いとするテクスチャの局所性 [19] を考慮したコストを定義する．図 9 に示すように， $x_i$  の近傍に既に割り当てられている  $n(x_i)$  に含まれるテクスチャパッチ  $\hat{y}$  群は元々は  $\Phi$  から取り出したものである．そのため，テク

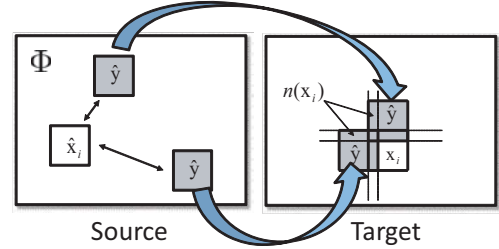


図 9 局所性コストを考慮したテクスチャ割り当て

スチャの局所性を考慮した場合には， $\Phi$  上で  $\hat{y}$  群のいずれかと近い位置ある  $\hat{x}$  を選択し割り当てることが望ましい．このことから， $\Phi$  上での距離を評価するコスト項を次式で定義する．

$$SD_l(x_i, \hat{x}_i) = \delta(n(x_i), \hat{x}_i) \quad (4)$$

ただし， $\delta(n(x), \hat{x})$  は  $n(x)$  に含まれるテクスチャパッチ  $\hat{y}$  群と  $\hat{x}$  の  $\Phi$  上での距離を表し，以下のように表される．

$$\delta(n(x_i), \hat{x}_i) = \min_{\hat{y} \in n(x_i)} \{c(\hat{x}_i) - c(\hat{y})\}^2 \quad (5)$$

ここで， $c(x)$  は  $\Phi$  上における  $x$  の中心座標を表し， $\delta(n(x_i), \hat{x}_i)$  は  $n(x)$  に含まれる複数の  $\hat{y}$  の中で  $\hat{x}_i$  に最も短い距離を表す．これにより，既に割り当てられたテクスチャに近い位置 (参照事例 Source 上において) からテクスチャパッチが選択されやすくなり，参照事例の持つテクスチャの局所連続性を出力画像 Output 上でもある程度保障できると考える．

これらの3つのコスト項を導入したエネルギー関数を以下に示す．各コスト項は値域が異なるため，重み係数によってエネルギー関数を制御する．各局所画像  $x_i$  についてこのエネルギー関数を最小化するような  $\hat{x}_i$  を求め逐次的にテクスチャ合成 [13] を用いてテクスチャパッチの割り当てを実行する．

$$E = w_c SD_c(x_i, \hat{x}_i) + w_s SD_s(x_i, \hat{x}_i) + w_l SD_l(x_i, \hat{x}_i) \quad (6)$$

## 4. 実験結果

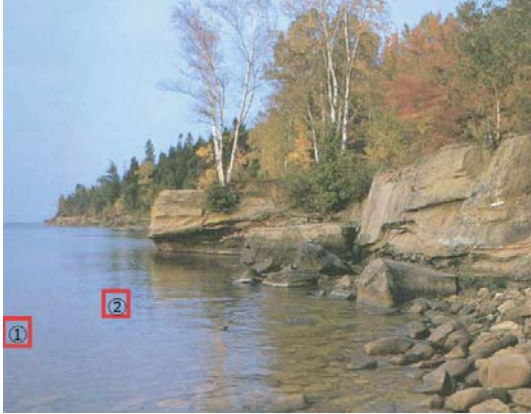
提案手法を用いて作成した出力結果を図 10～図 12 に示す．各図の最上段が参照事例 Source を示す．なお，Source 上の赤い正方形で囲まれた領域がユーザが指定した初期シードを示す．また，2 段目が Target である．Target 上の正方形は各 Source で指定したシードを配置した位置を表す．Source 上で指定したシードが1つしかなく，Target 上に複数配置されている場合は，同一シードを複数位置に配置していることを表す．Target 上のシードの番号は Source 上のシードの番号に対応する．続いて，3 段目は提案手法による出力であり，上段の Target と Source を用いて出力した例である．さらに，比較のため，最下段には従来手法同様に輝度パターンの類似性を用いた出力を示す．提案手法では，式 (1) で色彩類似性を評価しているが，先行研究では， $x_i$  と  $\hat{x}_i$  については両者の輝度パターンベクトルを用いた類似性評



Source (Claude Monet : Cliff Walk at Pourville, 1882)



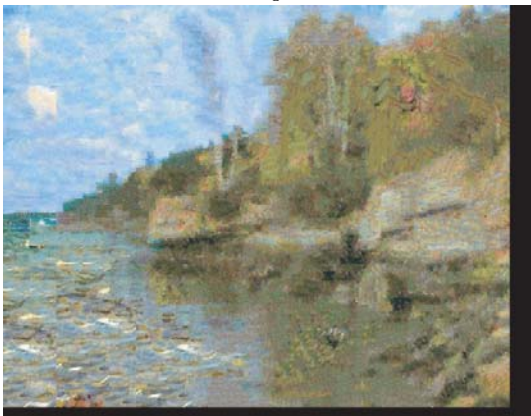
Source (Claude Monet : Le Bassin d'Argenteuil, 1872)



Target



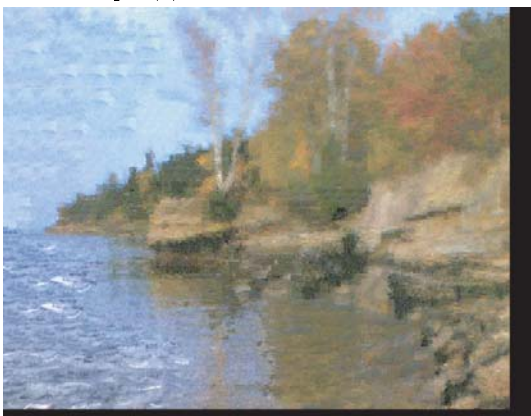
Target



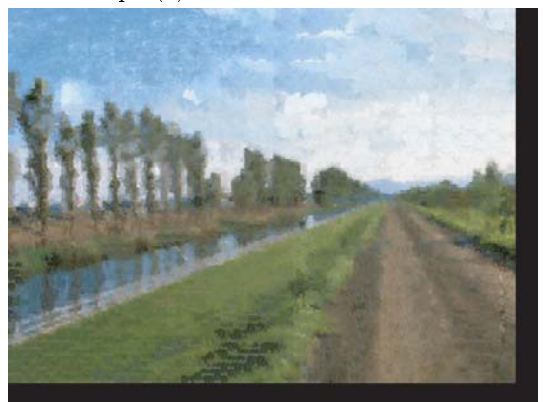
Output(a) based on the cost of color



Output(a) based on the cost of color



Output(b) based on cost of brightness pattern

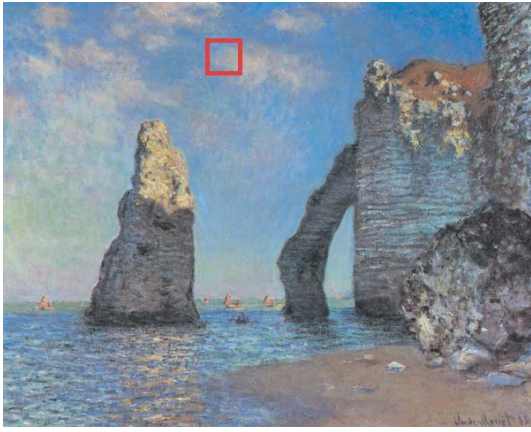


Output(b) based on cost of brightness pattern

図 10 提案手法による出力例 1

図 11 提案手法による出力例 2

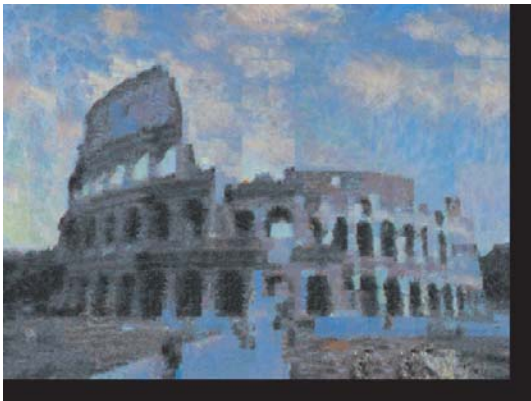




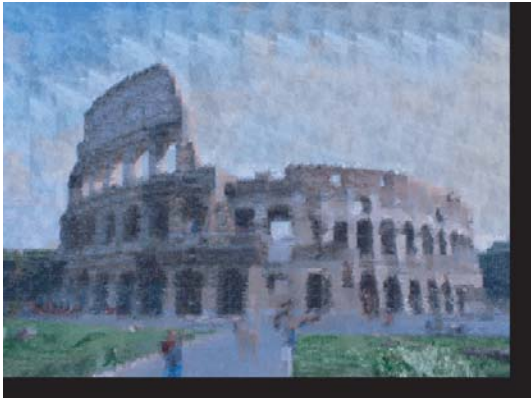
Source (Claude Monet : The Cliff at Etretat after the Storm, 1885)



Target

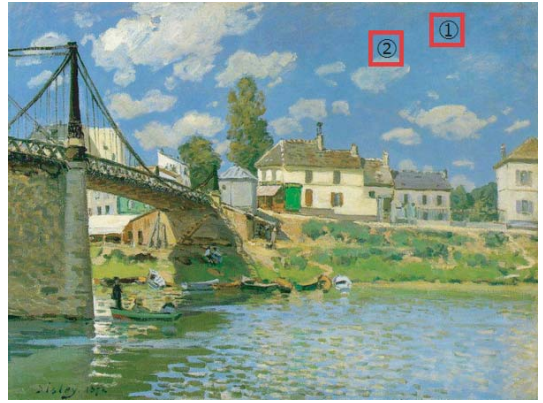


Output(a) based on the cost of color



Output(b) based on cost of brightness pattern

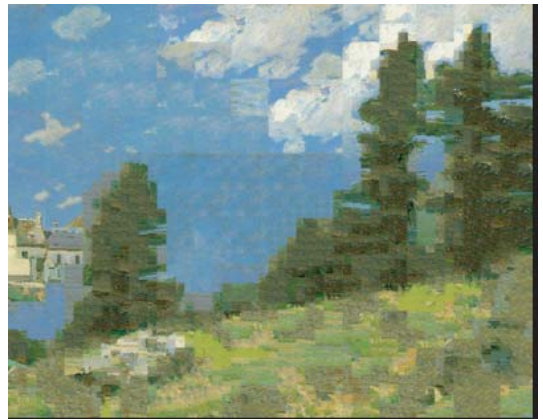
図 12 提案手法による出力例 3



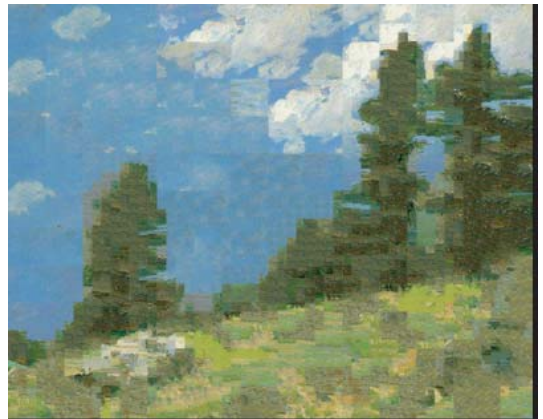
Source (Alfred Sisley : Bridge at Villeneuve-la-Garenne, 1872)



Target



Output(a) User based on one initial seed



Output(b) based on two initial seeds

図 13 提案手法による出力例 4



図 14 局所コスト項 (式 (4)) を除いたエネルギー関数による出力例

価を行い，テクスチャパッチの割り当てを実施している [6], [9], [14]．ここでは，式 (1) で示すコスト項を輝度パターンコスト項に置き換えて，Source の輝度情報パターンのみを用いて構成した．輝度以外の色彩情報は Target の情報を用いた．下段 2 つの出力には色彩に差異があることや，割り当てられたテクスチャが異なることが分かる．また，上から 3 段目の提案手法の出力については，出力画像内の空や水面等の領域を観察すると，各 Source のテクスチャを利用して構成されていることが容易に見て取れる．

さらに，図 13 の上から 3 段目は，Source の①のシード 1 つのみで構成した出力であり，4 段目は 2 つのシードを用いた出力である．3 段目には左下に建物の一部があるが，2 つのシードを用いることにより 4 段目では消えていることが分かる．図 14 は式 (6) から 3 つ目の局所性を評価するコスト項取り除いたエネルギー関数により作成した出力である．なお，各出力の右端または下端に黒い領域があるが，これは最初の最低解像度の領域分割の際，局所画像を正方形で構成できなかった領域である．現状では，このような領域は処理の対象としていないが，当然ながら改善の余地がある．

## 5. ま と め

本研究では，画像修復で用いられるテクスチャ局所性の概念を Painterly Rendering に導入した．これにより，参照事例のテクスチャの色彩情報を除去することなく，不自然でない絵画風出力画像の獲得を試みた．出力例に示すとおり，テクスチャ割り当てやシームレス処理が一部効果的に働いていない箇所があるものの，一定の質感は確保できたのではないと思われる．しかしながら，エネルギー関数の各コスト項の値域を含む定義や重み付け，さらに今回処理時間を考慮し逐次的な局所評価のみのエネルギー関数利用については検討すべき課題である．今後は，これらを見直し，さらなる出力品質の向上に努めたいと考えている．

- [1] B. Gooch, and A. Gooch, "Non-Photorealistic Rendering", A K Peters/CRC Press, 2001, ISBN-10. 1568811330, ISBN-13. 978-1568811338.
- [2] A. Hertzmann, "Painterly rendering with curved brush strokes of multiple sizes", SIGGRAPH'98, pp.453-460, 1998.
- [3] Gooch, G. Coombe and P. Shirley, "Artistic vision: Painterly rendering using computer vision techniques", NPAR'02, pp.83-2002.
- [4] M. Shiraishi, and Y. Yamaguchi, "An algorithm for automatic painterly rendering based on local source image approximation", NPAR'00, pp.53-58, 2000.
- [5] H. Kang, S. Lee, C. K. Chui, "Flow-Based Image Abstraction", IEEE Trans. on VCG, Vol. 15, No. 1, 2009.
- [6] B. Wang, W. Wang, H. Yang, and J. Sun, "Efficient example-based painting and synthesis of 2D directional texture", IEEE Trans. on VCG, Vol. 10, No. 3, pp. 266-277, May. 2004.
- [7] A. Hertzmann, C. Jacobs, N. Oliver, B. Curless, and D. Salesin, "Image Analogies", SIGGRAPH'01, pp. 327-340, Aug. 2001.
- [8] J. Hamel and T. Strothotte, "Capturing and reusing rendition styles for nonphotorealistic rendering", Computer Graphics Forum, Vol. 18, No. 3, pp. 173-182, 1999.
- [9] R. Rosales, K. Achan, B. Frey, "Unsupervised image translation", ICCV2003, Vol.I, pp.472-478, 2003.
- [10] H. Lee, S. Seo, S. Ryoo, and K. Yoon, "Directional texture transfer", NPAR'10, pp.43-50, 2010.
- [11] M. Ashikhmin, "Fast Texture Transfer", IEEE Computer Graphics, Vol.23, No.4, pp.38-43, 2003.
- [12] C. Yan, M. Chi, T. Lee, W. Lin, "Stylized Rendering Using Samples of a Painted Image", IEEE Trans. on VCG, Vol.14, No.2, 2008.
- [13] G. Ramanarayanan, and K. Bala, "Constrained Texture Synthesis via Energy Minimization", IEEE Trans. on VCG, Vol.13, No.1, pp. 167-178, 2007.
- [14] 原健二, 井上光平, 浦浜喜一, "適応的画像分割と Belief Propagation を用いた絵画風画像生成", MIRU'05, pp.469-475, 2005.
- [15] A. Levin, D. Lischinski, Y. Weiss, "Colorization using Optimization", ACM Trans. on Graphics, Vol.23, issue.3, 2004.
- [16] W. Dong, G. Bao, X. Zhang, and J.Paul, "Fast Local Color Transfer via Dominant Colors Mapping", SIGGRAPH ASIA '10, Technical Sketch, in DVD Vol.1, 2010.
- [17] A.A. Efros and T.K. Leung, "Texture synthesis by non-parametric sampling", ICCV'99, pp.1033-1038, 1999.
- [18] A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama, "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting", IEEE Trans. on IP, Vol.13, No.9, 2004.
- [19] 河合紀彦, 佐藤智和, 横矢直和, "テクスチャの明度変化と局所性を考慮したパターン類似度を用いたエネルギー最小化による画像修復", 信学論 D, Vol.J91, No.9, pp.2293-2304, 2008.
- [20] W. Wexler, E. Shechtman, and M. Irai, "Space-time completion of video", Trans. on PAMI, Vol.29, No.3, No.463-476, 2007.
- [21] 井上光平, 浦浜喜一, "距離変換に基づく油絵風画像のストローク生成", 信学論 A, Vol.J87-A, No.4, pp.580-582, 2004.