

推薦論文

細部を復元するシームレス画像合成法

吉澤 信^{1,a)} 横田 秀夫^{1,b)}

受付日 2014年11月17日, 採録日 2015年3月4日

概要: 2つの画像を境界が自然になるように合成する画像合成問題は、シームレスクローニングやコラージュと呼ばれ、CG分野にて様々な応用があり、その計算方法は重要な研究テーマである。もしも合成する画像間でテクスチャ細部のパターンが異なる場合に、既存のアプローチでは自然な合成結果を生成しないことが知られている。これは、色合は自然に合成できても、テクスチャ細部の不連続性が合成結果の境界を判別可能にするためである。本稿では、画像のテクスチャ細部とベースとなる低周波カラー情報を別々に処理することにより、テクスチャを考慮した画像合成を生成する新しい計算フレームワーク（ポアソン画像類推法）を提案する。提案フレームワークでは、まず画像の細部とベースを新たに開発したエッジ保存フィルタにより分離する。次に、ベースの色合はポアソン方程式を解くことにより補間し、細部は画像類推法と呼ばれる例題に基づくテクスチャ合成法を用いて復元する。提案フレームワークにより、細部のパターンが異なる画像間でも写実的な画像合成に成功した。

キーワード: ポアソン画像合成, 画像類推, シームレスクローニング, エッジ保存フィルタ

Seamless Image Cloning with Detail Restoration

SHIN YOSHIZAWA^{1,a)} HIDEO YOKOTA^{1,b)}

Received: November 17, 2014, Accepted: March 4, 2015

Abstract: Synthesizing two images with seamless boundaries, i.e. seamless image cloning, has many useful applications in CG and image processing. Hence, investigating its computational methods is important. For a given pair of images, if their texture patterns are different, then conventional approaches do not produce natural-looking cloning results because of their detail differences. In this paper, we propose a new computational framework, Poisson image analogy, for texture-aware seamless image cloning. The framework processes the image details and its base color information separately by using a novel edge-preserving filter. Then, the base color is interpolated by solving the Poisson equation. The detail is restored by adapting an example-based texture synthesis technique called image analogy. The framework provides realistic image cloning results with seamless texture details.

Keywords: poisson image editing, image analogy, seamless cloning, edge-aware filtering

1. はじめに

画像合成はCG分野にて多数の応用があり、非常に重要である。画像合成には、同じ画像を繋ぎ目が分からないように敷き詰めるテクスチャ合成などがあるが、本稿^{*1}では2つの異なる画像を境界が自然に見えるように合成するシ-

ームレスクローニング (Seamless Cloning) やコラージュと呼ばれる画像合成問題を取り扱う。合成する画像間でテクスチャ細部のパターンが異なる場合に、よく用いられている既存のアプローチ [26] では、色合は自然でもテクスチャ細部の不連続性により、自然な合成結果を生成しないことが知られている [7], [29] (図 1(b))。

本稿では、画像のテクスチャ細部とベースとなる低周波

¹ 画像情報処理研究チーム, 理化学研究所, 埼玉県和光市広沢 2-1 RIKEN, Wako, Saitama 351-0198, Japan

^{a)} shin@riken.jp

^{b)} hyokota@riken.jp

^{*1} 本稿は文献 [36] を拡張し、より詳細を記述したものである。

本稿の内容は2014年2月の第154回グラフィクスとCAD研究発表会にて報告され、同研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

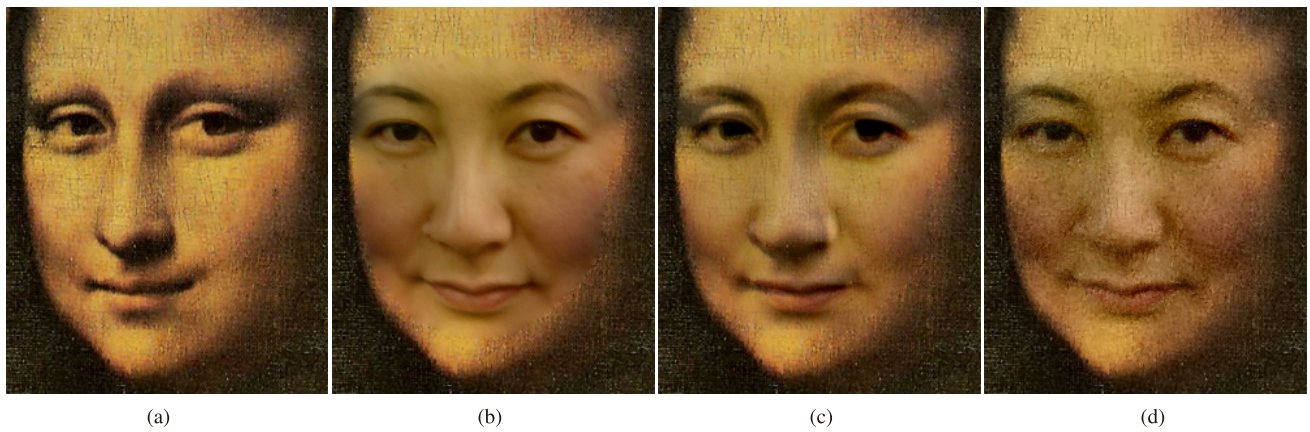


図 1 テクスチャを考慮した合成と比較. 図 4 中のソース画像とターゲット画像 (図 2(a)) を合成した結果 ((b), (c), (d)). (b), (c) : 既存法 (ポアソン画像合成) [26] により, (b) はソースの勾配のみ, (c) は混合勾配を用いた結果. (d) は提案フレームワークを用いた結果

Fig. 1 Texture-aware cloning and comparison. (a): an input. (b) and (c): Poisson image editing [26] results where (c) associates with mixed gradients. (d): our result.

カラー情報を別々に処理することにより、テクスチャを考慮した画像合成を生成する新しい計算フレームワークを提案する。提案フレームワークでは、まず画像の細部とベースを新たに開発したエッジ保存フィルタにより分離する。次に、ベースの色合はポアソン方程式を解くことにより補間し、細部は画像類推法と呼ばれる例題に基づくテクスチャ合成法を用いて復元する。本稿の学術的貢献は以下にまとめられる。

- テクスチャを考慮した新しい画像合成フレームワーク (ポアソン画像類推法) の提案.
- エッジ保存平滑化法 [14] への新たな L^2 距離計量の導入と高速ガウス畳み込み核の実装.

また、数値実験により提案フレームワークを用いることで細部のパターンが異なる画像間でも写実的な画像合成を達成した (図 1 参照)。

2. 関連研究と問題点

2つの与えられたソース (Source) 画像 S とターゲット (Target) 画像 T 、および S と T 上のそれぞれ対応する領域 Ω_S と領域 Ω_T を考える。シームレスクロニングとは、 Ω_S 内のソース画像をターゲット画像中の Ω_T へ境界が自然に見えるように合成することである。ソース画像を Ω_T にコピーしただけでは、 S と T の色合いや幾何的構造の違いから境界が特定できる不自然な合成結果となる (図 2)。

合成する画像の色合いや幾何構造が近い場合は、 Ω_S 内のソース画像を境界からの距離に応じて S の透明度を変えて合成する Feathering や Alpha-matting と呼ばれる方法で合成 (アルファブレンド) することで境界付近での違いが暈された良い結果を得られる。アルファブレンドの距離

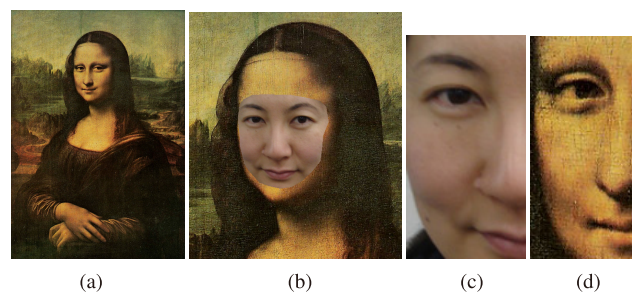


図 2 ターゲット画像 ((a), (d)) とソース画像 ((c), 図 4 参照) を単純なコピー&ペーストによって合成した結果の拡大画像 (b)

Fig. 2 (a), (c), and (d): inputs. (b): a copy and paste result.

や強度は S と T の境界付近に含まれる画像周波数によって変えることが望ましく、多重解像度解析を用いて各周波数帯で異なる距離や強度で合成する方法が知られている [4]. 透明度の分布をポアソン方程式を解くことで半自動的に求める方法 [32] なども提案されており、 S と T の色合いが近い場合に有用である。残念ながら、図 2 に示すような S と T の色合いや幾何構造が異なる場合に、アルファブレンドで写実的な合成結果を得ることは困難である。

Poisson 画像合成 :

色合いの異なる場合に、ポアソン方程式を用いてカラー情報の補間を行うポアソン画像合成法 [26] が有用な方法として知られている。ポアソン画像合成法は、ピクセル座標 $\mathbf{x} \in \Omega_T$ における合成後のカラー値を $I = I(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ とすると、その画像勾配 ∇I とソース画像の勾配ベクトル $\mathbf{g} = \mathbf{g}(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^2$ の差を最小化する。対応する Euler-Lagrange 方程式はポアソン方程式となる :

$$\min_I \int_{\Omega_T} |\nabla I - \mathbf{g}|^2 d\mathbf{x} \rightarrow \Delta I = \text{div} \mathbf{g} \quad (1)$$

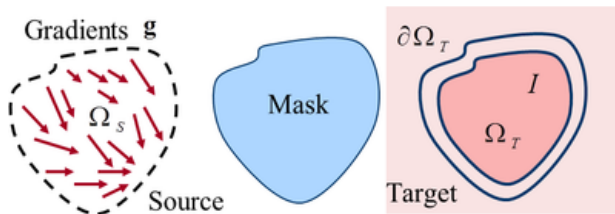


図 3 合成に用いる領域 Ω_S と領域 Ω_T およびその境界 $\partial\Omega_T$
Fig. 3 Source Ω_S and target Ω_T domains and the target domain boundary $\partial\Omega_T$.

ここで ∇ , Δ , および div はそれぞれ勾配作用素, ラプラス作用素, および発散作用素 (divergence), ベクトル \mathbf{g} は Ω_S 内のソース画像勾配を Ω_T にコピーしたベクトルである (図 3 参照). 式 (1) は, ターゲット画像のカラー情報を境界条件として用いることで色合いの差が最小となる合成を与える.

ポアソン方程式による補間技術は, シームレスクローニングだけではなくパノラマ画像生成や画像修復 (Inpainting/completion) など様々な合成問題に適応されている強力な道具であり, インタラクティブ応用に向けての高速計算法 [1], [12], [13], [22], [28] など, 多数の拡張や応用が提案されている. また, 画像だけではなく, 曲面メッシュの合成や変形など 3 次元形状への拡張 [27], [37] も提案されており, 2000 年代以降の CG 分野で最も華やかに研究されている技術の 1 つである.

ポアソン画像合成法がよく知られた問題点の 1 つは, 色滲み (Bleeding) アーティファクトと呼ばれる合成境界での色混合である. これは, 合成境界にて色合いが滑らかに接続するたいていの場合には起こらないが, 合成境界に沿って不連続なエッジを構成したい場合に, そのエッジをまたいで色が混ざってしまう問題である. この色混合問題に対しては, ユーザインタフェースを用いて反射境界条件など不連続性を持たせることで色混合を防ぐ方法 [11], [23] や勾配の回転演算子強度も最小化に用いる方法 [30] など多数の有用な方法が提案されているため, 本稿では取り扱わない.

もう 1 つのよく知られたポアソン画像合成法の問題点は, テクスチャ細部の不連続性により, 自然な合成結果を生成しない問題である [7], [29]. もしもソース画像 S とターゲット画像 T のテクスチャの特性が異なる場合 (たとえば滑らかな画像と細かい模様のある画像), ポアソン画像合成法による結果は不自然である. これは Ω_S と Ω_T の領域間の境界が, 色合いは滑らかに接続されているにもかかわらず, テクスチャ細部が異なるために際立ってしまうからである (図 1 (b) 参照). 文献 [26] では, ソース画像とターゲット画像の両方のエッジ情報を合成後の画像に反映するために, S と T 両方の勾配を混ぜた混合勾配を \mathbf{g} の代わりに式 (1) にて用いる方法も提案している. 残念ながら, 画像中に顕著な幾

何特徴やパターンがある場合 (顔など) は, 図 1 (c) に示すように, 期待される合成結果を得ることが困難である.

最先端の画像合成法:

上記テクスチャの不連続性に起因する問題を克服する試みもいくつか提案されている [7], [29]. Sunkavalli ら [29] はランダムなノイズを多重解像度解析を用いて合成過程に導入する方法を提案した. この方法では, ポアソン方程式の代わりにヒストグラムマッチングと呼ばれる方法を色合いの補間に用いている. ターゲット画像 T のエッジ情報は用いられていないため, この方法では T の幾何特徴を合成結果に反映できない. Darabi ら [7] は画像の小領域 (パッチ) に基づいて色合いと勾配の変換も含めた差を最適化する方法を提案した. このパッチに基づく方法ではターゲット画像 T の勾配情報を用いているため, Sunkavalli らの方法 [29] と比べて, テクスチャを考慮したより良い合成結果を得ている. この方法 [7] では変形も最適化するため, ソース画像 S の形状特徴が合成後に変形してしまう. さらに, 本稿で提案するフレームワークと比べて非常に複雑な最適化プロセスを実装する必要があることが難点である. また, 色合いとテクスチャ情報を変更する画像合成としてカモフラージュ画像生成 [5], [9] がある. 目的が異なるため, 既存のカモフラージュ画像生成法をシームレスクローニングに適応することは容易ではない.

パッチを用いた方法 [7] と同様に, 曲線などの幾何構造に基づいた合成法 [20] も提案されている. この方法では画像のギャップを埋める補外が目的であり, 合成結果のテクスチャ細部を変更する目的には適さない. 色合いの補間に関しては, 統計的な情報を用いたデータに基づく方法 [33] も提案されているが, テクスチャの不連続性は考慮されていない. 人間の顔に関する画像やビデオの合成問題に対しては, 3 次元曲面のテンプレートや 2 次元の顔特徴線群などのモデルに基づく方法 [6], [34] も提案されている. これらは一般のシームレスクローニングへの適用は可能ではなくテクスチャの不連続性も考慮されていない.

本稿では, 上記既存法群とは異なる新しい計算フレームワークを提案し, テクスチャの不連続性に起因する問題の克服を試みている.

3. ポアソン画像類推法

本稿で提案する計算フレームワーク (ポアソン画像類推法) は, 画像のテクスチャ細部とベースとなる低周波カラー情報を別々に処理するという非常に簡単なアイデアに基づいている. 画像を周波数別に処理するアプローチ自体は, 多重解像度解析 [4] など画像処理にて古くから用いられており, 高階調画像のトーンマッピング [10] や画像修復 [2] など様々な CG 応用が提案されている. 一方, 本稿で提案する細部を復元するシームレスクローニングへの適応は, 他に類を見ない方法かつ応用である. 本章では, 提

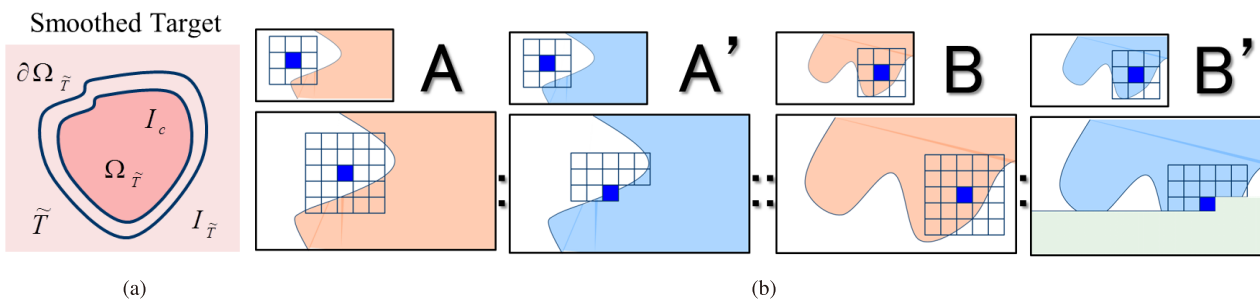


図 5 (a): 合成に用いる領域 $\Omega_{\tilde{T}}$ およびその境界 $\partial\Omega_{\tilde{T}}$. 対応するソース画像領域 Ω_S は図 3 を参照. (b): 画像類推法 [19] におけるパターンマッチング構造
 Fig. 5 (a): Target domain $\Omega_{\tilde{T}}$ and its boundary $\partial\Omega_{\tilde{T}}$. (b): a pattern matching structure of the image analogy [19].

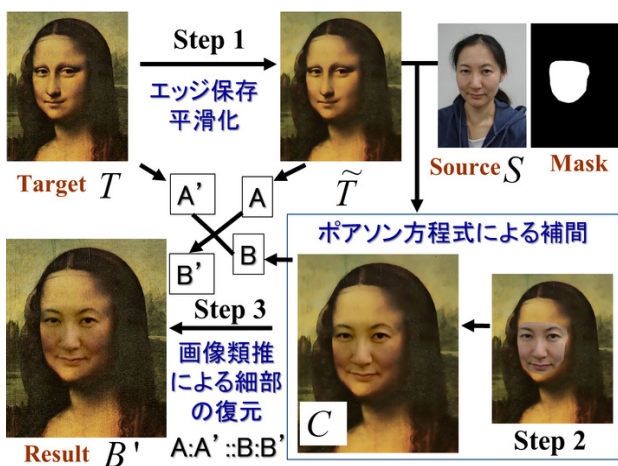


図 4 ポアソン画像類推法の概要
 Fig. 4 Our framework: Poisson image analogy.

案フレームワークの概要を記述し、次章にてフレームワークの重要な要素技術である画像のテクスチャ細部とベースカラーの分離法を述べる。図 4 は提案フレームワークの処理工程を表し、大きく分けて下記の 3 つのステップで構成される。

Step 1: ベース画像 \tilde{T} の抽出: ターゲット画像 T に対してエッジ保存平滑化 (4 章にて記述) を適用し、平滑化されたベース画像 \tilde{T} を計算する。この \tilde{T} をベースとなる低周波カラー情報として用いる。つまり T との差分 $T - \tilde{T}$ がエッジ情報を含むテクスチャ細部を表す (図 6 参照)。

Step 2: 中間合成画像 C の生成: ベース画像 \tilde{T} 上の Ω_T に対応する領域 $\Omega_{\tilde{T}}$ とその境界 $\partial\Omega_{\tilde{T}}$ を考える (図 5(a) 参照)。中間合成画像 C のピクセル座標 $\mathbf{x} \in \Omega_{\tilde{T}}$ におけるカラー値を $I_c = I_c(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ とすると、 I_c はポアソン方程式 $\Delta I_c = \text{div } \mathbf{g}$ を境界条件 $I_c|_{\partial\Omega_{\tilde{T}}} = I_{\tilde{T}}$ を用いてカラーチャンネルごとに解くことで求める。ここで \mathbf{g} はソース画像 S の領域 Ω_S 内の勾配ベクトルをベース画像 \tilde{T} の対応する領域 $\Omega_{\tilde{T}}$ にコピーしたベクトル、 $I_{\tilde{T}} \in \mathbb{R}$ は \tilde{T} のカラー値である。中間画像 C はソース画像 S とベース画像 \tilde{T} の各色に対して勾配差 $\int_{\Omega_{\tilde{T}}} |\nabla I_c - \mathbf{g}|^2 dx$ を最小化し、色合いが補間された画像である。

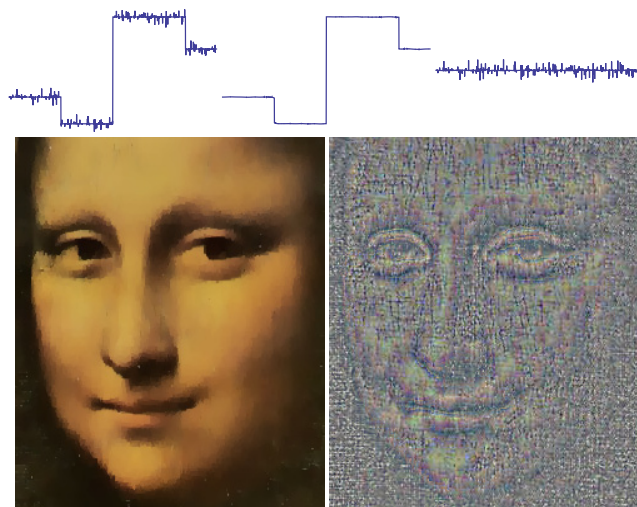


図 6 エッジ保存平滑化によるベースカラー画像 \tilde{T} (左) とテクスチャ細部 $T - \tilde{T}$ (右). ここで対応する T は図 1 の画像 (a)
 Fig. 6 Base color image \tilde{T} (left) via our edge-aware smoothing and its corresponding texture details $T - \tilde{T}$ (right).

Step 3: 細部を復元した合成画像 B' の計算: 最終的な合成結果画像 B' は画像類推法 [19] (Image Analogy) と呼ばれる例題に基づくテクスチャ合成法を用いて計算する。画像類推法は、図 5(b) に示す構造を用いてパターンマッチングを多重解像度で適用することにより、与えられた 2 つの例題画像 A および A' の A から A' への変化のエフェクトを入力画像 B に与え、合成画像 B' を生成する。この結果、 B から B' への変化は A から A' の変化を模倣し、「 A が A' となるならば、 B は B' になる」という画像の類推関係 $A : A' :: B : B'$ に対応する。提案フレームワークでは、 $A = \tilde{T}$, $A' = T$, および $B = C$ とすることで、 \tilde{T} から T へ細分が復元する効果をベース画像 C に付加し、最終合成画像 B' を得る。つまり $\tilde{T} : T :: C : B'$ とすることで、 B' はターゲット画像 T のテクスチャ細部が考慮された結果となる。本稿で提案しているフレームワークは、画像類推法のまったく新しい応用とも考えられる。以下、本稿で用いた画像類推法 [19] のアルゴリズムを簡単に紹介する。

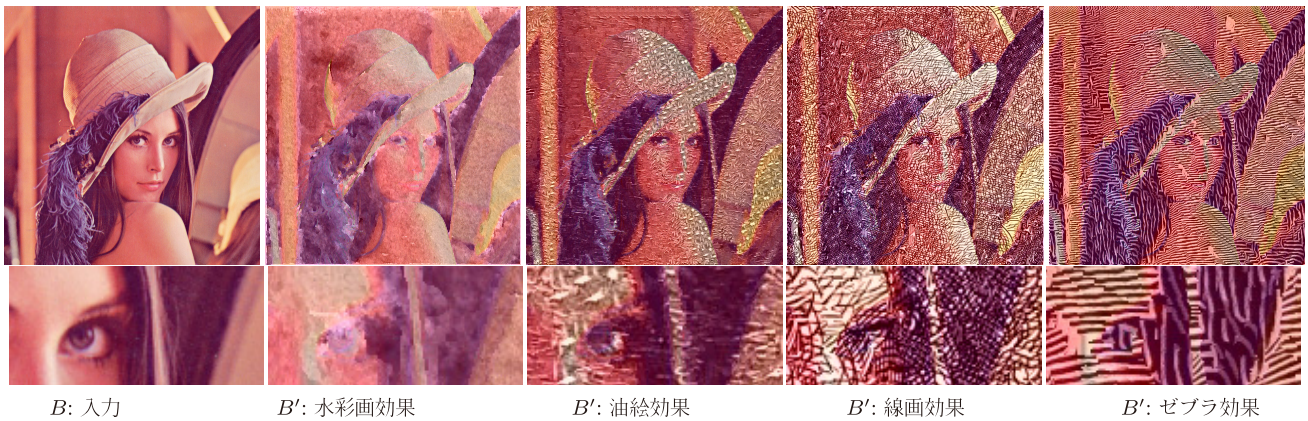


図 7 図 8 を A および A' の効果画像, 左端を入力画像 B とした場合の, 画像類推法 [19] (Artistic フィルタ) による結果画像 B' . テクスチャ細部が与えた効果を再現している
Fig. 7 Artistic filtering results via the image analogy [19] with effect images in Fig. 8.

画像類推法 :

- (1) 与えられた 3 つの画像 A , A' , および B に対して多重解像度のピラミッド構造 [4] を構成する.
- (2) A , A' , および B の各画素に対して, 高次元特徴ベクトルを図 5 (b) に示す構造をユーザが指定する半径 $r \geq 1$ を用いて生成する. ピラミッドの各階層では $(2r + 1)^2$ の局所窓および 1 つ低い階層の $(2(r - 1) + 1)^2$ の局所窓を用いる. 特徴ベクトルの各要素は, 図 5 (b) に示す構造の各画素値をすべての色でつなぎ合わせて構成する.
- (3) 特徴ベクトルを A と A' で連結し, 高次元検索構造を ANN ライブラリ [25] を用いて初期化する.
- (4) ピラミッドの低解像度から高解像度へのループ: 各階層にて, B' の各ピクセル \mathbf{x} に対してのループ:

B と B' の特徴ベクトルを照会 (Query) とし, 最適な応答 (Best Match) となる画素の A' の値を B' の対応する画素の値とする. また, その画素座標を保存しておく.

Best Match :

局所的に似ている近似応答 (Approximation Match) となる画素を \mathbf{x}_a とし, つながり具合を考慮した干渉応答 (Coherence Match) となる画素を \mathbf{x}_c とする. 階層 l での特徴ベクトルを $\mathbf{F}_l(\cdot)$ とし, 画素 \mathbf{x} との L^2 距離をそれぞれ $d_a = |\mathbf{F}_l(\mathbf{x}_a) - \mathbf{F}_l(\mathbf{x})|^2$ と $d_c = |\mathbf{F}_l(\mathbf{x}_c) - \mathbf{F}_l(\mathbf{x})|^2$ とすると, 最適な応答は以下の画素で与えられる.

$$\begin{cases} \mathbf{x}_c & \text{if } d_c \leq d_a(1 + 2^{l-L}k) \\ \mathbf{x}_a & \text{Otherwise.} \end{cases}$$

ここで L はピラミッド階層の最大レベル, k はユーザが与える干渉パラメータである. この k が高いほど前にマッチした画素の周辺の結果が得られ, 合成結果にテクスチャパターンの連続性が高まる. また, 近似応答はすべての画素から最も距離が近い画素: $\operatorname{argmin}_y |\mathbf{F}_l(\mathbf{x}) - \mathbf{F}_l(\mathbf{y})|^2$ で与え

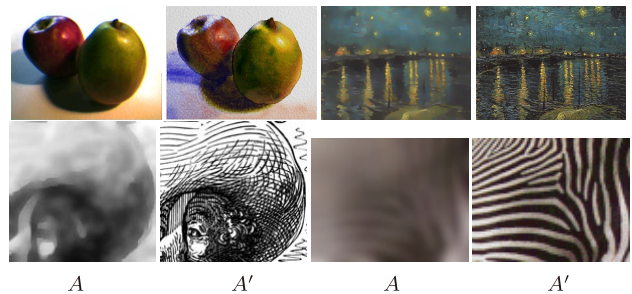


図 8 図 7 の入力画像. 左上: 水彩画, 右上: 油絵, 左下: 線画, および右下: ゼブラ模様のエフェクト画像 $A : A'$
Fig. 8 Effect images $A : A'$ (watercolor, oil painting, line drawing, and Zebra).

られる. 干渉応答は

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{y} \in N(\mathbf{x})} |\mathbf{F}_l(s(\mathbf{y}) + (\mathbf{x} - \mathbf{y})) - \mathbf{F}_l(\mathbf{x})|^2$$

で与えられる. ここで, $N(\mathbf{x})$ は \mathbf{x} の近傍ですでに合成された画素の集合, $s(\mathbf{y})$ は画素 \mathbf{y} に対して最適な応答画素である. この式により, B' のすでに合成された部分とテクスチャのつながりがより自然 (Coherent) な合成が行われる. 実装の詳細は文献 [19] を参照のこと.

図 7 は図 8 をエフェクトとして, 本稿で用いた画像類推法による $A : A' :: B : B'$ のフィルタ例である. テクスチャ細部のエッジや幾何パターンを与えたエフェクトに基づいて再現していることが分かる.

4. L^2 距離およびガウス核を用いた定義域変換

本章では, 前章で紹介した提案フレームワークの Step 1 にてターゲット画像 T からベース画像 \tilde{T} を生成するために用いたエッジ保存平滑化法を記述する. エッジを保存する平滑化には様々な方法 [15], [35] があるが, 本稿では定義域変換法 [14] と呼ばれる方法を新たに拡張した方法を用いる. 定義域変換法は, 現在提案されている高速エッジ保存平滑化フィルタのなかでも, フィルタ結果の品質と計算速

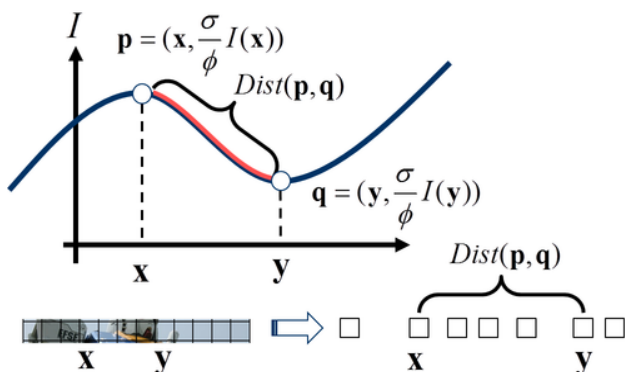


図 9 定義域変換の概念図
Fig. 9 Domain transformation concept.

度のバランスが良く、CG 応用に適している [15].

定義域変換法は画素の座標値を 1 次元画像多様体上の測地距離を用いて変換し、その変換された定義域で線形平滑化フィルタをカラー値に対して適用する. 初めに画素座標 \mathbf{x} での正規化畳み込みによる平滑化

$$\frac{1}{\int f(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|) d\mathbf{y}} \int f(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|) \mathbf{I}(\mathbf{y}) d\mathbf{y}, \quad \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^2$$

を考える. ここで, \mathbf{x}, \mathbf{y} は画素座標, $|\mathbf{x}|$ は \mathbf{x} の L^1 ノルム, $\mathbf{I} = \mathbf{I}(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^3$ は対応する画素のカラーベクトル, および $f = f(x) \in \mathbb{R}$ は $x \in \mathbb{R}$ が $|x| \rightarrow \infty$ にて零となる畳み込み核である. 畳み込み核 f は通常, 係数なしガウス関数 $G_\sigma = G_\sigma(x) = \exp(-\frac{x^2}{2\sigma^2})$ などを用いて, 線形平滑化フィルタを構成する. エッジを保存する平滑化フィルタを構成するためには, f が画像のエッジ部分で小さく, 逆に平坦な部分で大きな値を取るようなデータ依存の非線形関数 (または定義域) を採用することで可能である. たとえば, Bilateral フィルタ $f = f_B \equiv G_\sigma(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|) G_\varphi(|\mathbf{I}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}(\mathbf{y})|)$ などの様々な f が提案されている. 画像多様体上の測地線の長さを畳み込み核の変数 (定義域) として用いることでもエッジを保存するフィルタを構成できる.

画像多様体 S の頂点は, スケーリングパラメータ $\lambda \in \mathbb{R}$ を用いて $\mathbf{p} = (\mathbf{x}, \lambda \mathbf{I}(\mathbf{x})) \in \mathbb{R}^5$ で与えられる. \mathbf{x} の近傍座標 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^2$ に対応する S の頂点を $\mathbf{q} = (\mathbf{y}, \lambda \mathbf{I}(\mathbf{y}))$ とすると, S 上の 2 点間 \mathbf{p} と \mathbf{q} の測地距離 $\text{Dist}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ は, 画像のエッジ部分で大きく, \mathbb{R}^2 平面に平行な平坦な部分で小さい. つまり, $f = G_\sigma(\text{Dist}(\mathbf{p}, \mathbf{q}))$ はエッジ保存平滑化フィルタを構成する. 実際, Bilateral フィルタの距離は

$$f_B = \exp\left(-\left(\frac{|\mathbf{x} - \mathbf{y}|^2}{2\sigma^2} + \frac{|\mathbf{I}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}(\mathbf{y})|^2}{2\varphi^2}\right)\right) = G_\sigma(|\mathbf{p} - \mathbf{q}|)$$

であるため, $\lambda = \frac{\sigma}{\varphi}$ およびユークリッド距離を用いた測地距離 $\text{Dist}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ の近似となる (図 9 参照).

媒介変数 $t \in \mathbb{R}$ を用いて S 上の測地線を $\mathbf{r}(t) = (\mathbf{x}(t), \lambda \mathbf{I}(\mathbf{x}(t))) \in \mathbb{R}^5$, $\mathbf{x}(t) = (u(t), v(t))$ とし, 2 点 \mathbf{p} と \mathbf{q} が $\mathbf{p} = \mathbf{r}(t_p)$ および $\mathbf{q} = \mathbf{r}(t_q)$ と媒介変数化されているとする. 測

地線の L^2 長さ $s_{L^2}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \in \mathbb{R}$ は $\mathbf{r}(t)$ の接線ベクトル $\frac{d\mathbf{x}}{dt}$ を S の接平面上で積分することで与えられる:

$$\begin{aligned} s_{L^2}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) &= \int_{t_p}^{t_q} \sqrt{\left|J \frac{d\mathbf{x}}{dt}\right|^2} dt = \int_{t_p}^{t_q} \sqrt{\left(\frac{d\mathbf{x}}{dt}\right)^T J^T J \frac{d\mathbf{x}}{dt}} dt \\ &= \int_{t_p}^{t_q} \sqrt{E \left(\frac{du}{dt}\right)^2 + 2F \left(\frac{du}{dt}\right) \left(\frac{dv}{dt}\right) + G \left(\frac{dv}{dt}\right)^2} dt \end{aligned}$$

ここで $E = \left(\frac{\partial \mathbf{r}}{\partial u}\right)^2$, $F = \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial v}$, および $G = \left(\frac{\partial \mathbf{r}}{\partial v}\right)^2$ は S の第一次規格量の係数であり, \mathbf{r} の Jacobi 行列 J の随伴行列 $J^T J$ で与えられる (リーマンの共変計量). $J \frac{d\mathbf{x}}{dt}$ は S の接平面上で表された \mathbf{r} の接線ベクトルである. \mathbf{r} を代入すると,

$$E = 1 + \left(\lambda \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial u}\right)^2, \quad F = \lambda^2 \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial v}, \quad G = 1 + \left(\lambda \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial v}\right)^2$$

より, \mathbf{I} の勾配 $\nabla \mathbf{I} = \left(\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial u}, \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial v}\right) \in \mathbb{R}^{2 \times 3}$ を用いて,

$$s_{L^2}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \int_{t_p}^{t_q} \sqrt{\left(\frac{d\mathbf{x}}{dt}\right)^2 + \lambda^2 \left|\nabla \mathbf{I} \frac{d\mathbf{x}}{dt}\right|^2} dt \quad (2)$$

を得る.

測地線をすべての \mathbf{p} と \mathbf{q} の組合せで計算し, $\text{Dist}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = s_{L^2}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ とするのは非効的である. ここで $s_{L^2}(t_p, t_q) = s_{L^2}(T(\mathbf{p}), T(\mathbf{q}))$ となる変換 $T: \mathbb{R}^5 \rightarrow \mathbb{R}$ を求めることができれば, 変換後の空間で一次元の線形畳み込みを適用するだけでよい. 残念ながらそのような等長変換は非常に限られた場合にしか存在しない (ガウス曲率が同一の多様体間のみ). しかし, 一次元の画像多様体では, 距離 (長さ) を保存する等長写像を構成可能である. それゆえ, 文献 [14] では画素座標の各次元別に, 一次元の L^1 距離を用いた等長変換 $\int (1 + \frac{\sigma}{\varphi} |\nabla \mathbf{I}(t)|) dt$ を適用し, 次元ごとに一次元畳み込みを交互に行う分離実装を提案している.

本稿では, 式 (2) にて $\mathbf{x} \rightarrow t$ とすることで, 新たに導出した L^2 距離による定義域変換

$$T(\mathbf{p}) = \int_0^{t_p} \sqrt{1 + \lambda^2 |\nabla \mathbf{I}(t)|^2} dt \quad (3)$$

を用いる. ここで, $\lambda = \lambda(\sigma, \varphi)$ は平滑化量と保存したいエッジの大きさを調節するパラメータ, $\nabla \mathbf{I}$ はカラーベクトルの一次元方向への勾配である (u または v 方向への一階微分). この L^2 距離による定式化は, L^1 距離と比べてより直感的である. 本稿の数値実験では $\lambda = \frac{\sigma}{\varphi}$ を用いている*2.

また文献 [14] では, 畳み込み核 f に Box 関数を用いて,

*2 定義域変換の場合には, Bilateral フィルタなど L^2 距離に応じた定式化がされている既存のエッジ保存平滑化フィルタのパラメータと比べて平滑化量のパラメータ σ の感度が悪い. それゆえエッジ保存平滑化だけを考えた場合は, $\lambda = \sqrt{\sigma/\varphi}$ および G_σ を用いることで σ の感度を上げることができる.

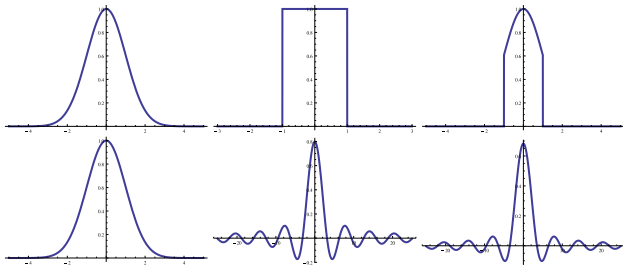


図 10 上段は、ガウス関数 (左)、Box 関数 (中)、およびガウス関数の打ち切り関数 (右)。下段は対応するフーリエ変換の結果

Fig. 10 Top and bottom graphs are Gaussian (left), box (center), and truncated Gaussian (right) functions and their corresponding Fourier transformations, respectively.

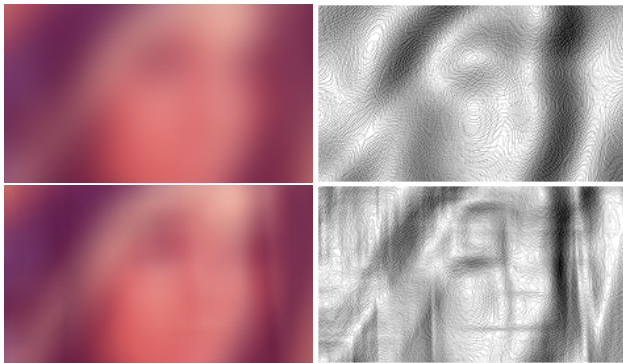


図 11 ガウス関数 (上) と Box 関数 (下) による平滑化例。入力は図 7 の左端画像。右画像は左画像の勾配強度

Fig. 11 Smoothing results of Lena via Gaussian (top) and box (bottom) functions and their corresponding gradient images (right).

移動平均法 [8] と呼ばれる方法で高速に一次元畳み込みを実装している。Box 関数を用いた平滑化は、そのフーリエ変換が Sinc 関数となるため、抑制したい高周波帯の制御が困難である [3] (図 10 参照)。Sinc 関数は振動しながら減衰しているため、抑制したい周波数帯より高い周波数が残る、図 11 に示すようなアーティファクトの原因となる。それゆえ、本稿ではガウス関数を畳み込み核に用いる。ガウス関数のフーリエ変換はガウス関数となり、低周波から高周波へ滑らかに減衰しているため、周波数帯の抑制が直感的である。ガウス関数による畳み込みは、大域的な積分が必要であり、少なくとも 3σ 以上の幅で打ち切らないと、(図 11 右画像の Box 関数による結果と同様の) アーティファクトを生成する。

残念ながら移動平均法は、ガウス関数には適用できない。本稿では 4.1 節で紹介する高速ガウス変換と呼ばれる数値解析法を定義域変換法に適應する。最終的なエッジ保存平滑化フィルタは下記の非線形正規化畳み込み式 (4) で与えられる。

$$\frac{\int G_\sigma(|T(\mathbf{p}) - T(\mathbf{q})|) \mathbf{I}(\mathbf{x}) dy}{\int G_\sigma(|T(\mathbf{p}) - T(\mathbf{q})|) dy} \quad (4)$$

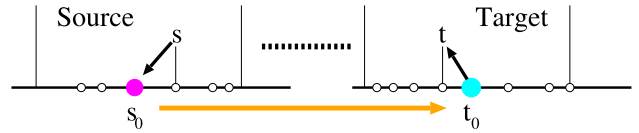


図 12 高速ガウス変換の概念図。遠方の区間内にあるソース点の影響を代表点 s_0 を中心として計算し、その結果を近傍ターゲット点へ代表点 t_0 を介して反映させる

Fig. 12 Fast Gauss transform concept where s_0 collects source effects and t_0 distributes the effect to targets.

実際の実装では、式 (3) を用いて u および v 方向 (画像の縦横) への定義域変換を行っておき、 u および v 方向の一次元畳み込みを分離実装により交互に実行する。文献 [14] と同様に、分離実装によるアーティファクトを軽減するため、式 (4) の σ を (u, v の組合せ一回に対して) $\sigma_i = \sigma\sqrt{3}(2^{V-i})/(\sqrt{4^V-1})$, $i = 1, 2, \dots, V$ と変化させて V 回繰り返し適用する。 L^1 距離と Box 畳み込み核による実装の詳細は文献 [14] を参照のこと。

4.1 高速ガウス変換

本節では式 (4) のガウス関数 G_σ による畳み込みを高速近似計算する方法を記述する。本稿で用いる高速ガウス変換 [17], [18] は、高速多重極展開 [16] (Fast Multipole Method) をガウス関数に特化させたものである。近似精度を解析的に保証するため、計算物理学やビジョン応用で高速かつ高精度にガウス関数による畳み込みを実行するために幅広く用いられている。また、高速 Bilateral フィルタ [35] などエッジ保存平滑化にも適應されている。通常は要素数の二乗に比例する計算量が必要な畳み込み操作を、線形の計算量で近似することが可能である。均一なサンプル点に対してしか適用できない通常の高速フーリエ変換などと比べて、高速ガウス変換は非均一なサンプルに対して適用できるため、式 (3) によって定義域変換された (非均一な) 座標に対して高速処理が可能である。

高速ガウス変換は、初めに与えられたソースとターゲットの 2 つの点群を領域分割する。本稿では、ソースとターゲットともに式 (3) で生成された一次元点群 $T(\mathbf{p})$ を用いる。次に、区画の中心点を代表点として近傍と遠方で以下のように関数展開を行うことで、ガウス関数による畳み込みを近似する。

一次元数直線上にてソースとターゲットの位置を $s, t \in \mathbb{R}$ とし、対応する区画の中心点をそれぞれ s_0 および t_0 とすると (図 12 参照)、ガウス関数 $G_\sigma(t-s)$ の s_0 を中心とした遠方での関数展開はエルミート展開

$$\sum_{i=0}^{\infty} \left[\frac{1}{i!} \left(\frac{s-s_0}{\sigma} \right)^i \right] h_i \left(\frac{t-s_0}{\sigma} \right) = \sum_{i=0}^{\infty} A_i h_i \left(\frac{t-s_0}{\sigma} \right).$$

で与えられる。ここで $h_i(x) = (-1)^i \frac{d^i}{dx^i} \exp(-x^2)$ はエルミート関数である。次に t と s を入れ替えることで、近傍



図 13 エッジ保存平滑化例. 左上は入力画像. $\sigma = 100$ で右上 $\phi = 1.0$, 左下 $\phi = 1.5$, および右下 $\phi = 2.0$ を用いた結果
Fig. 13 Our edge-aware smoothing examples.

のターゲット t_0 を中心とした近傍での関数展開はテイラー展開

$$G_\sigma(t-s) = \sum_{j=0}^{\infty} \left[\frac{1}{j!} h_j \left(\frac{s-t_0}{\sigma} \right) \right] \left(\frac{t-t_0}{\sigma} \right)^j$$

$$= \sum_{j=0}^{\infty} B_j \left(\frac{t-t_0}{\sigma} \right)^j,$$

$$B_j = \frac{(-1)^j}{j!} \sum_{i=0}^{\infty} A_i h_{i+j} \left(\frac{s_0-t_0}{\sigma} \right).$$

にて表せる. 区画内にて代表点との畳み込み結果を事前に計算しておくことで高速な近似が可能である. ガウス関数は零に指数レートで収束する. それゆえ, 与えられた誤差 (精度) 制御を満たすのに必要な上記展開式の項数は, ある限られた数で打ち切ることが可能である. 高速ガウス変換の大きな特徴は, 畳み込みを実行する前に, この打ち切り項数を決定できる点である. 本稿では, 文献 [31] の誤差推定を用いることで打ち切り項数を自動的に決定した. 高速ガウス変換の実装詳細は文献 [21] を参照のこと.

図 6 および図 13 は本稿で提案した L^2 距離およびガウス核を用いた定義域変換によるエッジ保存平滑化例である.

5. 数値実験と考察

本章では提案したフレームワークを用いた合成結果, 要素技術の性能評価, および制約と今後の課題を述べる.

実験条件と数値解法:

本稿の数値実験はすべて GNU C++ (g++4.4.3) を用いて実装し, Core i7 X990 CPU および 24G Byte RAM の PC で実行した. 並列化や GPU は用いていない. ポアソン方程式は文献 [26] と同様に差分法と Gauss-Seidel 法を用いて解いた. 式 (3) の勾配も差分近似を行った (前進一次). ANN ライブラリの誤差パラメータは零, 定義域変換の繰返し回数 $V = 3$, 高速ガウス変換の誤差パラメータは 1.0, および近傍と遠方の重なりを制御する IRC パラ

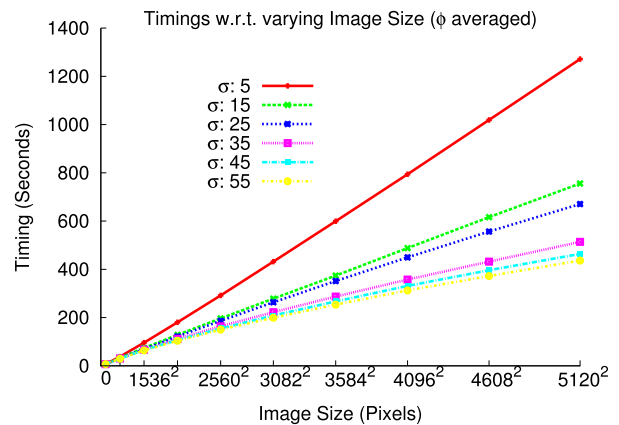
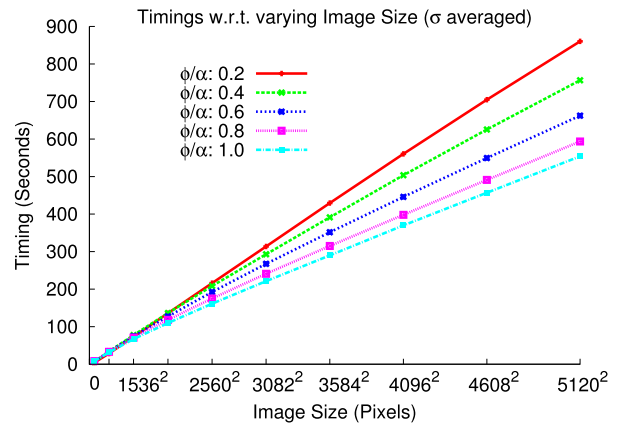


図 14 定義域変換の計算速度. 縦横の軸はそれぞれ計算時間 (秒) および画像サイズ. 上下の図はそれぞれ σ と ϕ の計算時間を平均したプロットである

Fig. 14 Timings (sec.) of our edge-aware smoothing via averaging σ (top) and ϕ (bottom), respectively.

メータは文献 [17] に従って $IRC = 6$ とした. エッジの大きさと平滑化量を同時に調節するために, 定義域変換にて $\sigma = \phi$ (つまり $\lambda = 1$ および G_ϕ) を合成に用いた. また, RGB カラー値の標準偏差の平均を α とし, $\phi = \alpha\phi$ の ϕ を調節した. 合成ごとに調節が必要なパラメータは定義域変換の ϕ , 画像類推の干渉パラメータ k , およびマッチング半径 r であるが, 本稿では $\phi = k = 1$ および $r = 2$ で良い結果を得られた.

計算速度:

図 14 は本稿で提案した L^2 距離および高速ガウス変換を用いた定義域変換の計算速度のプロットである. パラメータは $\phi = \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0\}$ および $\sigma = \{5, 15, 25, 35, 45, 55\}$ の 30 種類を用いた. エッジを保存する平滑化処理が, 画像サイズに線形比例の計算時間で高速に適用できている. また, 高速ガウス変換を用いているため, パラメータに適応した計算速度が達成されている (平均 30 K から 50 K 画素/秒).

ポアソン方程式と画像類推の計算時間は合成する画像に依存する. 提案フレームワーク全体では, 1024^2 程度の大きさの画像であれば 2 分程度の計算時間である. たとえば,

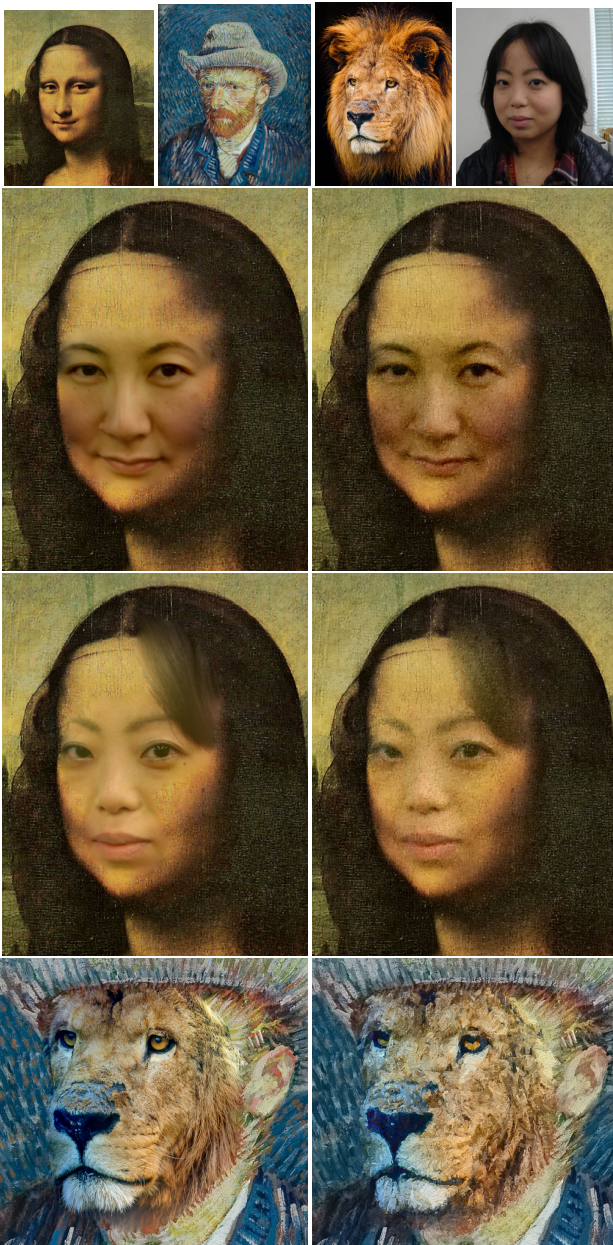


図 15 既存法 [26] (左) と提案フレームワーク (右) を用いた合成結果. 上段は入力画像. 提案フレームワーク ($\phi = 1, r = 2, \text{ および } k = 1$) により, テクスチャ細部が写実的に復元されている

Fig. 15 Comparison of our results (right) with the Poisson image editing [26] (left). Texture details are well restored in our results.

図 1 の結果 (1,024 × 1,450 pixels) を得るのに定義域変換 58 秒, ポアソン方程式の解法 6 秒, および画像類推 29 秒である. 画像類推の部分は, 文献 [24] などの導入により今後高速化を行いたい.

合成結果と比較:

図 1 および図 15 は提案フレームワークと既存のポアソン画像合成法 [26] で合成した結果の比較である. ソース画像とターゲット画像のテクスチャ細部の差がある入力を用いているため, 既存法では合成の境界が目視できる. 提案



図 16 既存法 [26] (左) と提案フレームワーク (右) を用いた合成結果. 提案フレームワーク ($\phi = 1, r = 2, \text{ および } k = 1$) により, 細かいテクスチャは復元されているが, ライオンの毛のような大域的な幾何構造は再現されていない

Fig. 16 Limitation of our framework. Our (right) and previous (left) methods are not able to produce global geometric structures such as Lion's long hairs.



図 17 提案フレームワークによる合成結果
Fig. 17 Cloning examples via our framework.

フレームワークによる結果は, 定義域変換法で分離したテクスチャ細部が画像類推により復元されており, 境界が自然に接続された写実的な結果である. テクスチャを考慮し

たシームレスクローニングを試みている最新の方法 [7], [29] との詳細な数値実験比較は今後の課題である。

絵画などの非写実的画像へ実写など写実的画像を合成する場合に提案フレームワークは他の方法と比べ優位である (図 17 参照)。

Limitations :

提案フレームワークでは、テクスチャ細部とベース画像の 2 つの周波数帯しか用いていない。それゆえ、復元したいテクスチャが複数の周波数帯から構成される場合や画像の幾何構造が大域的な場合には分離するテクスチャ細部を選ぶのが困難である (図 16 参照)。この制約に対処するため、定義域変換に用いる ϕ を入力画像から自動的に決定する方法、テクスチャの分離をマルチスケールで行う拡張やパッチに基づく方法 [7] との融合なども今後検討していきたい。また、現在の実装ではポアソン画像合成にて色滲みを対処していない。境界条件指定、合成領域抽出やソース画像に対する幾何変換などを含むユーザインタフェースの整備が実用に向けて必要である。

6. まとめ

シームレスクローニングと呼ばれる画像合成問題において、もしも合成する画像間でテクスチャ細部のパターンが異なる場合に、既存のアプローチでは色合は自然でも、テクスチャ細部の不連続性により、自然な合成結果を生成しないことが知られている。この問題に対処するため、本稿ではテクスチャを考慮した新しい画像合成フレームワークを提案した。提案フレームワークは画像のテクスチャ細部とベースとなる低周波カラー情報を別々に処理するアイデアに基づいている。提案フレームワークでは、まず画像の細部とベースをエッジ保存平滑化フィルタにより分離する。次に、ベースの色合はポアソン方程式を解くことにより補間し、細部は画像類推法と呼ばれる例題に基づくテクスチャ合成法を用いて復元する。本稿の学術的貢献は L^2 距離とガウス関数を用いた新たな定義域変換法を含む。既存のアプローチでは、自然な合成結果を生成しない対象について数値実験を行い、提案フレームワークの有用性を確認した。本稿で取り扱った画像合成問題は CG 分野にて様々な応用があり、提案フレームワークの発展が期待される。実用に向けた高速化やユーザインタフェースの整備、および最新の方法との詳細な数値比較が今後の課題である。

謝辞 本研究は科学研究費補助金 (24700182) の助成を一部受けて実施された。入力で用いた Watercolor, Rhone, および Squire は NYU Media Research Lab の配布画像を使用した。匿名の査読者および編集者には、本稿を改善するにあたり有用かつ貴重な意見をいただいた。ここに記して深く感謝の意を表する。

参考文献

- [1] Agarwala, A.: Efficient Gradient-domain Compositing Using Quadtrees, *ACM Trans. Graph.*, Vol.26, No.3, pp.94:1–94:6 (2007).
- [2] Bertalmio, M., Vese, L., Sapiro, G. and Osher, S.: Simultaneous Structure and Texture Image Inpainting, *IEEE Trans. Img. Processing*, Vol.12, No.8, pp.882–889 (2003).
- [3] Blinn, J.F.: Return of the Jaggy, *IEEE Comput. Graph.*, Vol.9, pp.82–89 (1989).
- [4] Burt, P. and Adelson, E.: The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code, *IEEE Trans. Commun.*, Vol.31, pp.532–540 (1983).
- [5] Chu, H.-K., Hsu, W.-H., Mitra, N., Cohen-Or, D., Wong, T.-T. and Lee, T.-Y.: Camouflage Images, *ACM Trans. Graph.*, Vol.29, pp.51:1–51:8 (2010).
- [6] Dale, K., Sunkavalli, K., Johnson, M., Vlasic, D., Matusik, W. and Pfister, H.: Video Face Replacement, *ACM Trans. Graph.*, Vol.30, No.6, pp.130:1–130:10 (2011).
- [7] Darabi, S., Shechtman, E., Barnes, C., Goldman, D. and Sen, P.: Image Melding: Combining Inconsistent Images Using Patch-based Synthesis, *ACM Trans. Graph.*, Vol.31, No.4, pp.82:1–82:10 (2012).
- [8] Dougherty, E.: *Digital Image Processing Methods*, CRC Press (1994).
- [9] Du, H., Jin, X. and Mao, X.: Digital Camouflage Images Using Two-scale Decomposition, *Comp. Graph. Forum*, Vol.31, No.7, pp.2203–2212 (2012).
- [10] Durand, F. and Dorsey, J.: Fast Bilateral Filtering for the Display of High-dynamic-range Images, *Proc. SIGGRAPH*, pp.257–266, ACM (2002).
- [11] Eisemann, M., Gohlke, D. and Magnor, M.: Edge-constrained Image Compositing, *Proc. Graphics Interface*, Canadian Human-Computer Communications Society, pp.191–198 (2011).
- [12] Farbman, Z., Fattal, R. and Lischinski, D.: Convolution Pyramids, *ACM Trans. Graph.*, Vol.30, No.6, pp.175:1–175:8 (2011).
- [13] Farbman, Z., Hoffer, G., Lipman, Y., Cohen-Or, D. and Lischinski, D.: Coordinates for Instant Image Cloning, *ACM Trans. Graph.*, Vol.28, No.3, pp.67:1–67:9 (2009).
- [14] Gastal, E. and Oliveira, M.: Domain transform for edge-aware image and video processing, *ACM Trans. Graph.*, Vol.30, pp.69:1–69:12 (2011).
- [15] Gastal, E. and Oliveira, M.: Adaptive Manifolds for Real-Time High-Dimensional Filtering, *ACM Trans. Graph.*, Vol.31, No.4, pp.33:1–33:13 (2012).
- [16] Greengard, L. and Rokhlin, V.: A fast algorithm for particle simulations, *J. Comput. Phys.*, Vol.73, pp.325–348 (1987).
- [17] Greengard, L. and Strain, J.: The Fast Gauss Transform, *SIAM J. Sci. Stat. Comput.*, Vol.12, No.1, pp.79–94 (1991).
- [18] Greengard, L. and Sun, X.: A new version of the fast Gauss transform, *Proc. IEEE Int. Cong. Mathematicians III*, pp.575–584 (1998).
- [19] Hertzmann, A., Jacobs, C., Oliver, N., Curless, B. and Salesin, D.: Image Analogies, *Proc. SIGGRAPH*, pp.327–340, ACM (2001).
- [20] Huang, H., Yin, K., Gong, M., Lischinski, D., Cohen-Or, D., Ascher, U. and Chen, B.: “Mind the Gap”: Tele-registration for Structure-driven Image Completion, *ACM Trans. Graph.*, Vol.32, No.6, pp.174:1–174:10 (2013).

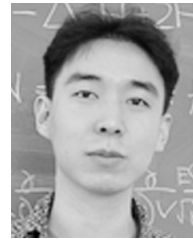
- [21] Ihler, A. and Mandel, M.: Kernel Density Estimation Toolbox for MATLAB (2003), available from (www.ics.uci.edu/~ihler/code).
- [22] Jeschke, S., Cline, D. and Wonka, P.: A GPU Laplacian Solver for Diffusion Curves and Poisson Image Editing, *ACM Trans. Graph.*, Vol.28, No.5, pp.116:1–116:8 (2009).
- [23] Jia, J., Sun, J., Tang, C.-K. and Shum, H.-Y.: Drag-and-drop Pasting, *ACM Trans. Graph.*, Vol.25, No.3, pp.631–637 (2006).
- [24] Kwok, T.-H., Sheung, H. and Wang, C.: Fast Query for Exemplar-based Image Completion, *IEEE Trans. Img. Proc.*, Vol.19, No.12, pp.3106–3115 (2010).
- [25] Mount, D.M. and Arya, S.: ANN: A Library for Approximate Nearest Neighbor Searching (2010), available from (www.cs.umd.edu/~mount/ANN).
- [26] Pérez, P., Gangnet, M. and Blake, A.: Poisson Image Editing, *ACM Trans. Graph.*, Vol.22, pp.313–318 (2003).
- [27] Sorkine, O., Cohen-Or, D., Lipman, Y., Alexa, M., Rössl, C. and Seidel, H.-P.: Laplacian Surface Editing, *Proc. EG Symp. on Geometry Processing*, pp.179–188 (2004).
- [28] Summa, B., Scorzelli, G., Jiang, M., Bremer, P.-T. and Pascucci, V.: Interactive Editing of Massive Imagery Made Simple: Turning Atlanta into Atlantis, *ACM Trans. Graph.*, Vol.30, No.2, pp.7:1–7:13 (2011).
- [29] Sunkavalli, K., Johnson, M., Matusik, W. and Pfister, H.: Multi-scale image harmonization, *ACM Trans. Graph.*, Vol.29, pp.125:1–125:10 (2010).
- [30] Tao, M., Johnson, M. and Paris, S.: Error-Tolerant Image Compositing, *Int. J. Comput. Vision*, Vol.103, No.2, pp.178–189 (2013).
- [31] Wan, X. and Karniadakis, G.E.: A sharp error estimate for the fast Gauss transform, *J. Comput. Phys.*, Vol.219, No.1, pp.7–12 (2006).
- [32] Wang, J. and Cohen, M.: Image and Video Matting: A Survey, *Found. Trends. Comput. Graph. Vis.*, Vol.3, No.2, pp.97–175 (2007).
- [33] Xue, S., Agarwala, A., Dorsey, J. and Rushmeier, H.: Understanding and Improving the Realism of Image Composites, *ACM Trans. Graph.*, Vol.31, No.4, pp.84:1–84:10 (2012).
- [34] Yang, F., Wang, J., Shechtman, E., Bourdev, L. and Metaxas, D.: Expression Flow for 3D-aware Face Component Transfer, *ACM Trans. Graph.*, Vol.30, No.4, pp.60:1–60:10 (2011).
- [35] Yoshizawa, S., Belyaev, A. and Yokota, H.: Fast Gauss Bilateral Filtering, *Computer Graphics Forum*, Vol.29, No.1, pp.60–74 (2010).
- [36] Yoshizawa, S. and Yokota, H.: Poisson Image Analogy: Texture-Aware Seamless Cloning, *EUROGRAPHICS'13 Poster Proc.*, EG Association, pp.5–6 (2013).
- [37] Yu, Y., Zhou, K., Xu, D., Shi, X., Bao, H., Guo, B. and Shum, H.-Y.: Mesh Editing with Poisson-based Gradient Field Manipulation, *ACM Trans. Graph.*, Vol.23, No.3, pp.644–651 (2004).

推薦文

筆者らは、2つの画像の境界が分からないように自然に合成するために、テクスチャを低周波成分と高周波成分に分離して別々に取り扱う合成法を提案した。本研究が対象としている画像合成法はコラージュなどと呼ばれ、多数の

応用先がある発展が強く望まれる分野である。低周波成分はポアソン方程式を解くことで補間し、高周波成分は例に基づくテクスチャ合成法を用いて復元している。手法の構成のためには数学的に新規な最適化手法が含まれており、生成された画像も見た目にも自然な結果が得られている。これらは当該画像合成法やその周辺の研究に対して、広く貢献するものと考えられる。

(グラフィクスとCAD研究会主査 柿本正憲)



吉澤 信 (正会員)

1976年生。1999年会津大学コンピュータ理工学部コンピュータソフトウェア学科卒業。2001年同大学大学院修士課程修了。2002年Max-Planck-Institut für Informatik Ph.D奨学生/研究科学者。2006年Dr.-Ing.(Saarland大学)。2007年理化学研究所研究員を経て2013年同研上級研究員。デジタル幾何学, CG, CAGD, および画像処理の研究に従事。ACM, 精密工学会, 鉄鋼協会各会員。 www.riken.jp/briect/Yoshizawa/



横田 秀夫

1969年生。1991年日本大学農獣医学部畜産学科卒業。1993年同大学大学院修士課程修了。1999年工学博士(東京大学)。1993年神奈川科学技術アカデミー専任研究員, 1999年理化学研究所協力研究員, 2003年より同研チームリーダーを歴任(VCAT開発チーム, 生物基盤構築チーム, 細胞スケール研究開発チーム, 生物情報基盤構築チーム, 画像情報処理研究チーム)。主に生物内部構造の観察装置の開発, 画像処理, およびバイオリジカルシミュレーションの研究に従事。精密工学会, 電子情報通信学会, 機械学会, 鉄鋼協会各会員。