9D-07 生物・医用画像のノイズ除去

Noise Reduction for Biomedical Images

○ 吉澤 信 (理研)

正 横田 秀夫 (理研)

Shin YOSHIZAWA and Hideo YOKOTA
RIKEN, 2-1 Hirosawa, Wako, Saitama, JapanKey Words: *Feature-preserving Filters, Image-based Modeling, Intracellular Image Processing*

1. はじめに

近年の観察・計測技術の発達により CT・MRI 等の医用画像や共焦点レーザー顕微鏡による細胞内画像を取得することが可能となった。このような生物・医用画像は撮影条件による影響を受けやすく、像の再構成計算や高解像度撮影によるノイズを多く含む。また、撮影対象は動的に変化する複雑な形状・位相を有しており、病変部位の抽出や観察対象の自動定量化を困難にする要因である。

ライフサイエンスでは人体臓器や細胞内での生化学・物理シミュレーションを行う場合に、現実世界の観察・測定画像データから形状・境界モデルや物質の初期分布を作成することが重要である。また、対象が動画像として得られる場合は、シミュレーション結果の検証に有用である。しかしながら生物・医用画像はノイズが多いため、シミュレーションに用いるためには画像のノイズ除去が必要である(図1参照)。

本研究では、最近 CG や画像処理の分野で注目されている特徴保存フィルタ[3,1]を紹介し、その繰り返し処理の発展型非線形偏微分方程式によるノイズ除去法を提案する。また、現実世界から観察された3次元画像への適用結果を紹介する。

Fig. 1 Simulation flow with denoising real-world objects.

2. 特徴保存ノイズ除去フィルタ

信号・画像処理の分野では加算性白色ガウス雑音と呼ばれるノイズモデルが観察・計測装置を通して得られる自然界の雑音を近似するモデルとしてよく用いられている。その除去方法はノイズがない原信号とフィルタ後の信号との差の二乗平均を最小化する Wiener フィルタや、Wavelet・フーリエ変換を用いた周波数解析による方法がよく知られている[1]。これらの方法は原信号のパワースペクトル等の情報を高精度で推定出来る場合は非常に有用であるが、生物・医用画像ではそのような情報を精度よく推定する事は難しい。それゆえ、本研究では実用的な平滑化フィルタを用いる。

入力画像のエッジを保存する Bilateral フィルタ[3]及びその一般化であるパターンを保存する Non-Local Means フィルタ(NL-Means)[1]は、ノイズ除去や周波数分解等幅広く応用され非常に有用な画像処理ツールである。これらのフィルタは輝度値や色情報で構成される特徴空間の非線形重み付平均で表され、滑らかさ及び特徴境界を決定するパラメータを指定する事により、入力画像の特徴を保存しながら画像を平滑化する。

与えられた d 次元画像の輝度値を $I(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ 、画素の位置を $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^d$ で表すと、フィルタ後の輝度値 $J(\mathbf{x})$ は重み付平均

$$J(\mathbf{x}) = \frac{\int Z(\mathbf{x}, \mathbf{y}) I(\mathbf{y}) d\mathbf{y}}{\int Z(\mathbf{x}, \mathbf{y}) d\mathbf{y}}, \quad g_a(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{a^2}\right),$$

で与えられる。Bilateral フィルタは足し合わせる輝度値及び座標の差を重みとして

$$Z(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = g_h(|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|) g_\sigma(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)$$

にて、NL-Means フィルタは評価の画素 $\mathbf{x}$ と足し合わせる画素 $\mathbf{y}$ の近傍の領域 Ω (Sub-Image Window) でのガウス関数を用いた距離での重み付相関(Gaussian Cross-Correlation):

$$Z(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = g_h(D(\mathbf{x}, \mathbf{y})^{1/2}),$$

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \int_{\Omega} g_\sigma(t) |I(\mathbf{x} - \mathbf{t}) - I(\mathbf{y} - \mathbf{t})|^2 dt, \quad \mathbf{t} \in \Omega \subset \mathbb{R}^d,$$

によって与えられる。ここで h, σ はそれぞれ平滑化後に残したいエッジ(NL-Means: パターンの差)の大きさと平滑化の影響範囲の大きさに関するパラメータである。Bilateral フィルタでは輝度値の差(勾配の一次差分近似)によるエッジを、NL-Means では相関(パターン)の境界を越えての平滑化を抑制する。パラメータ h は平面や滑らかにしたい領域内の輝度値の標準偏差に対して 0.5~2.0 倍の値が実験的に良い結果を生成する。パラメータ σ や領域 Ω の大きさは残したい特徴の大きさと画像のサイズに依存する。

3. 方法

繰り返しフィルタにて重みが特徴空間に依存しない線形の場合は、画像全体が重み付平均に収束する。例えば Gaussian フィルタは調和写像となり、拡散によって部屋の温度が均一になる事と同義である。重みが非線形のフィルタ[3,1]は、与えられたパラメータによって決まる特徴境界を出来るだけ保存する。特に、重みのサポート(平均化する特徴空間の範囲)がコンパクトな場合は、特徴境界で分けられた領域毎に、ある滑らかで意匠的な分布(凹凸(曲率)を最小化する重調関数等)に収束する。これは発展型非線形偏微分方程式として記述され[2]、領域抽出でよく用いられる Mean Shift 法[4]と一般化重心を探索する意味で密接な関連がある。特徴空間、重み関数、境界条件及び前述のパラメータをデザ

インする事で様々な領域の断片化を実現し、単純な二値化や K-Means Clustering と組み合わせる事で領域抽出を行える。

輝度値関数の下記時間発展($I(x) \rightarrow I(t, x)$)を考える。

$$\frac{\partial I(t, x)}{\partial t} = F\left(t, x, I(t, x), \frac{\partial I(t, x)}{\partial x}, \frac{\partial^2 I(t, x)}{\partial x^2}, \dots\right), \quad t \rightarrow \infty.$$

適当な境界条件で上式が $t \rightarrow \infty$ のとき収束するならば $I(\infty, x)$ にて $F(\dots) \equiv 0$ である。ここで、前述の重み付平均は時間パラメータ t を導入して ($J(x) \rightarrow J(t, x), Z(x, y) \rightarrow Z(t, x, y)$):

$$F(\dots) = \frac{\int Z(t, x, y) I(t, y) dy}{\int Z(t, x, y) dy} - J(t, x),$$

その時間差分を用いての陽解法及び準陰解法は下式となる。

$$I^{n+1}(x) = I^n(x) + \varepsilon \left(\frac{\int Z(n, x, y) I^n(y) dy}{\int Z(n, x, y) dy} - I^n(x) \right),$$

$$I^{n+1}(x) = I^n(x) + \varepsilon \left(\frac{\int Z(n, x, y) I^{n+1}(y) dy}{\int Z(n, x, y) dy} - I^{n+1}(x) \right).$$

ここで ε は時間刻みのパラメータ及び $I(n, x) \equiv I^n(x)$ である。

4. 数値実験結果

図2, 3及び4にCT, MRI, 及び共焦点レーザー顕微鏡にて得られた入力3次元画像に対して陽解法にてBilateral及びNL-Meansフィルタを繰り返し適用した結果をVolume Renderingにて示す。

図2は人体の足を医用CTで撮影した入力3次元画像(左)に対して著者らが参考文献[5]にて開発した高速Bilateralフィルタを2回適用した結果(右)である。図3は人体頭部をMRIにて撮影した入力3次元画像(左)へNL-Meansを3回適用した結果(右)である。図4は共焦点レーザー顕微鏡でHeLa細胞の分裂時を観察した3次元画像(左上), Gaussianフィルタによる平滑化結果(右上), 高速Bilateralフィルタ[5]の2回適用結果(左下), 及びNL-Meansフィルタの3回適用結果(右下)である。特徴(エッジ・パターン)を保存しながらノイズが除去されている事がわかる。フィルタを繰り返し適用する場合に毎回平滑化のパラメータ h を輝度値 $I^n(x)$ の標準偏差を用いて更新する事が良いノイズ除去結果に繋がる。

Fig. 2 Denoising CT data via the fast bilateral filter [5].

Fig. 3 Denoising MRI data via the NL-Means filter [1].

Fig. 4 Noise reduction examples. Left-top: input HeLa cell obtained by the confocal laser scanning microscopy. Right-top: Gaussian filtering result. Left-bottom: fast bilateral filtering [5] result. Right-bottom: NL-Means filtering [1] result.

5. まとめ

本研究では特徴保存フィルタの繰り返し適用を発展型非線形偏微分方程式にて定式化した。また、実際の現実世界から観察された生物・医用3次元画像に対しての適用結果を紹介した。本提案方法は観察・測定画像を基にした生物・医用シミュレーションのための形状・境界モデル生成やシミュレーション結果の検証データ作成に有用であると期待される。

今後の課題はパラメータ自動決定とNL-Meansフィルタの高速化である。前者は信号処理でよく用いられるSignal-to-Noise比解析を用いて、与えられた特徴の大きさに応じて各フィルタのパラメータを推定する事、後者は木構造等の空間分割を用いて高次元・非一様な特徴空間の点群に対する離散量み込みを近似する方法が考えられる。

謝辞

本研究は科学研究費補助金(20700175, 20113007)の助成を一部受けて実施された。入力3次元画像はそれぞれErlangen大学(MRI-Head), Philips Research(CT-Foot), 及び理化学研究所細胞機能探索技術開発チームの厚意による。

参考文献

- [1] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, *A non-local algorithm for image denoising*, Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 60-65, 2005.
- [2] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, *Neighborhood filters and PDE's*, Numerische Mathematik, 105(1), pp. 1-34, 2006.
- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, *Bilateral filtering for gray and color images*, Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 839-846, 1998.
- [4] D. Comaniciu and P. Meer, *Mean shift: a robust approach toward feature space analysis*, IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(8), pp. 603-619, 2002.
- [5] S. Yoshizawa, A. Belyaev, and H. Yokota, *Fast Gauss bilateral filtering*, Computer Graphics Forum, 29(1), pp. 60-74, 2010.