

自然画像の事前確率分布を応用した画質改善

田中正行 †

1 はじめに

近年, MAP 法 (事後確率最大化法) に基づく画質改善処理が多数提案されている. MAP 法においては, 自然画像の事前確率分布モデルが大きな鍵となる. 複数の画素間の関係を同時に考慮したパッチベース MRF モデルが盛んに研究され, 高い評価を得ている.

本発表では, まず, 画質改善処理における MAP 法について説明する. ついで, 近年注目されているパッチベース MRF モデルについて述べる. また, 著者らが提案している適応的パッチベース MRF モデルとそのモデルパラメータの学習方法である局所適応的学習について解説する. さらに, 局所学習的思考の考え方に基づき, 既存のフィルタやアルゴリズムを分類可能であることを示す.

2 MAP 法

本発表では, 入力 (観測) 画像から, 真の画像を推定することにより, 画質を改善する処理を画質改善処理と考える. このような画質改善処理は, 複数枚を利用した超解像処理の画像再構成, ぶれ復元, デノイジングなど数多く考えられるが, (1) 式に示す共通の画像生成モデルに対する逆問題として定式化される.

$$y = Ax + n \quad (1)$$

ここで, y は観測画像を, x は推定すべき真の画像を, n は観測雑音を, A はシステム行列を, それぞれ表す. 複数枚を利用した超解像処理の画像再構成ではシステム行列が位置ずれとダウンサンプリングなどを表す行列に, ぶれ復元ではシステム行列がぶれを表す行列に, デノイジングではシステム行列が単位行列に, それぞれ対応する.

MAP 法に基づく画質改善処理では, (2) 式で表される事後確率を最大化することにより, 真の画像 x を推定する [1].

$$p(x|y) \propto p(y|x)p(x) \quad (2)$$

ここで, $p(x|y)$ は事後確率を, $p(y|x)$ は尤度分布を, $p(x)$ は事前確率分布を, それぞれ表す. 尤度分布 $p(y|x)$ と事前確率分布 $p(x)$ は次のように指数の形式で表現されることが多い.

$$p(y|x) \propto \exp\left[-\frac{\|y - Ax\|_2^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

$$p(x) \propto \exp\left[-\frac{\rho(x)}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

ここで, $\rho(x)$ は事前確率分布を表す関数である. MAP 法においては (4) 式の前確率分布のモデル化が重要になる. 実際の MAP 法では, 結局, 事後確率から導かれる (5) 式の評価関数を最小化することにより, 真の画像 x を推定する.

$$E(x) = \|y - Ax\|_2^2 + \gamma\rho(x) \quad (5)$$

ここで, γ は調整パラメータを, それぞれ表す. (3)・(4) 式から理論的に $\gamma = \sigma^2/\lambda^2$ が導かれるが, 多くの場合, 理論的な値が必ずしも最適とは限らず, 調整すべきパラメータと考えられている.

3 パッチベース MRF モデル

事前確率分布モデルとして, 古くから, 隣接 2 画素の関係を利用した MRF (マルコフランダムフィールド) モデルが利用されてきたが, 近年では, 複数の画素間の関係を同時に考慮したパッチベース MRF モデルが盛んに研究され, 高い評価を得ている [2, 3, 4, 5]. また, パッチベース MRF モデルに適応可能な最適手法であるグラフカットも提案されており [7], パッチベース MRF モデルに対する研究が注目されている.

古典的な隣接 2 画素の関係を利用した MRF モデルは図 1 のように模式的に表され, この場合の事前確率分布は (6) 式のように表される.

$$p(x) = \frac{1}{z} \prod_{(i,j) \in N_2} \phi(x_i, x_j; \theta) \quad (6)$$

ここで, N_2 は全ての隣接 2 画素を表す集合を, $\phi(x_i, x_j; \theta)$ は 2 画素の同時確率分布を, θ は同時確率分布のモデルパラメータを, z は正規化定数を, それぞれ表す.

パッチベース MRF モデルは, 隣接 2 画素だけではなくさらに周辺の画素, つまりパッチを一つの単位としてモデル化する. パッチのサイズが 2×2 の場合のパッチベース MRF モデルは図 2 のように模式的に表され, この場合の事前確率分布は (7) 式のように表される.

$$p(x) = \frac{1}{z} \prod_{(i,j,k,l) \in N_4} \phi(x_i, x_j, x_k, x_l; \theta) \quad (7)$$

ここで, N_4 は全ての 2×2 のパッチを表す集合を, $\phi(x_i, x_j, x_k, x_l; \theta)$ は 4 画素の同時確率分布を, θ は同時確率分布のモデルパラメータを, z は正規化定数を, それぞれ表す. なお, (7) 式では簡単のため, 2×2 の大きさのパッチを考えたが, 任意の大きさのパッチを一つ単位として, モデル化を行うことができる.

Roth らはエキスパート関数の積として, パッチの同時確率分布をモデル化する FoE モデルを提案している [2]. FoE モデルでは, 注目パッチを表すベクトルを x_i

† 東京工業大学

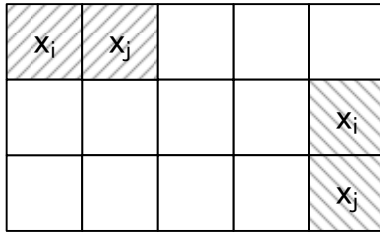


図1 古典的な隣接2画素の関係を利用したMRFモデル

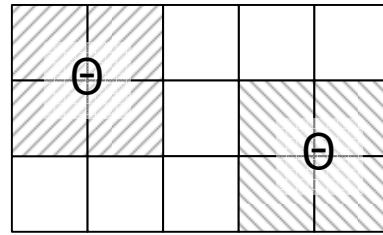


図3 モデルパラメータが一定の非適応モデル

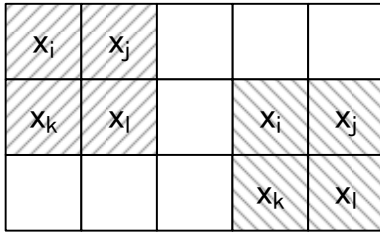


図2 隣接4画素の関係を利用したMRFモデル

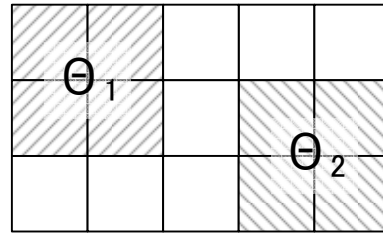


図4 モデルパラメータが適応的に変化する適応モデル

とするとパッチの同時確率分布モデルは(8)式のように表される.

$$\phi(x_i) = \prod_q h(f_q^T x_i; \alpha_q) \quad (8)$$

ここで、 $h(\xi; \alpha)$ はエキスパート関数と呼ばれる1次元変数 ξ を引数に持つ関数を、 α_q は q 番目のエキスパート関数のモデルパラメータを、 f_q は q 番目のエキスパート関数に対応するフィルタを、それぞれ表す. Rothらは、エキスパート関数に student-t 分布を仮定し、フィルタ f_q と student-t 分布のモデルパラメータ α_q を、自然画像のデータベースから学習する方法を提案している [2]. さらに、Weissらは、エキスパート関数に混合ガウス分布を利用することにより、さらに高性能に事前確率をモデル化できることを報告している [3]. このように FoE モデルは事前確率をモデル化するための良いモデルであるものの、その学習が煩雑であることが問題の一つとして挙げられている.

4 非適応モデル・適応モデル

ところで、(7) 式のパッチベース MRF モデルでは暗黙のうちに、全ての自然画像に対して唯一のモデルパラメータが存在していることを、仮定している. つまり、様々なテクスチャや、いろいろな方向のエッジ、グラデーションなどを唯一のモデルで記述していることになる. (8) 式のエキスパート関数の積を利用することにより、様々なテクスチャを含む複雑な分布のモデル化できる可能性はあるものの、やはり唯一のモデルではその表現能力に限界がある. また、逆に唯一のモデルで全ての自然画像の事前確率分布を表現しようとするため、そのモデルが複雑となり、結果として学習が煩雑になるとも考えられる.

そこで、著者らはパッチ毎にモデルパラメータが異なる適応的パッチベース MRF モデルを提案した [4, 5]. 図3に示すように従来の非適応モデルではパッチの位置によらず唯一のモデルパラメータが利用されているのに

対して、図4に示すように提案の適応モデルではパッチの位置毎に異なるモデルパラメータが設定される.

このような適応パッチベース MRF モデルは、(9) 式のように表される.

$$p(x) = \frac{1}{Z} \prod_{(i,j,k,l) \in N_d} \phi(x_i, x_j, x_k, x_l; \theta_{ijkl}) \quad (9)$$

(7) 式と (9) 式の違いは、モデルパラメータ θ が唯一であるか、パッチ毎に異なるモデルパラメータを考えているかの違いである.

著者らは、パッチに対する事前確率分布は多変量正規分布と単純なモデルを利用するものの、適応的にモデルパラメータを設定することにより、十分自然画像をモデル化可能であると考えている.

ところで、適応的なモデルではパッチ毎に異なるモデルパラメータを学習する必要があり、その学習方法が大きな問題となる. そこで、著者らは、注目パッチ周辺のパッチをあたかも学習データであるかのように利用する局所適応的学習も同時に提案している [4, 5].

また、著者らとは独立に、Choらも同様に適応的モデルに基づく方法を提案しており [6]、適応的なパッチベース MRF モデルは今後の発展が大きく期待される分野であると言える.

5 バイラテラルフィルタとノンローカルフィルタとの関係

強力な非線形フィルタとして、バイラテラルフィルタ [8] とノンローカルミンフィルタ [9] が知られている. バイラテラルフィルタの有用性から、バイラテラルフィルタに対してはその理論的な意味づけが行われている [10, 11]. 一方、著者らは、前述の局所適応的学習の考え方を応用することにより、共通の考え方にに基づき、バイラテラルフィルタとノンローカルミンフィルタを導出できることを見いだした [12, 13]. さらに、バイラテラルフィルタとノンローカルミンフィルタのみならず、

表 1 フィルタや画質改善処理アルゴリズムの分類

フィルタ	パッチサイズ	参照画像の利用	事前確率モデル	事前確率モデルの学習方法	ノイズモデル(尤度分布)
ローパスフィルタ	1×1	無	デルタ関数の線形和	局所適応	定数
バイラテラルフィルタ [8]	1×1	無	デルタ関数の線形和	局所適応	正規分布
ジョイントバイラテラルフィルタ	1×1	有	デルタ関数の線形和	局所適応	正規分布
NL-means フィルタ [9]	N×M	無	デルタ関数の線形和	局所適応	正規分布
ジョイント NL-means フィルタ	N×M	有	デルタ関数の線形和	局所適応	正規分布
Tanaka et al [4]	N×M	無	多変量正規分布	局所適応	正規分布
Roth et al [2]	N×M	無	FoE ¹	データベース	正規分布
Weiss et al [3]	N×M	無	FoE ²	データベース	正規分布

1: t 分布を利用した Fields-of-Experts, 2: スケール混合正規分布を利用した Fields-of-Experts

既存のフィルタや MAP 法による画質改善処理を同様に議論できる枠組みを提示した。著者らが提案している枠組みを利用した既存のフィルタやアルゴリズムの分類を表 1 に示す。詳細については、文献 [13] を参照されたい。この分類を利用し、さらに高性能なアルゴリズムの開発が期待される。

6 おわりに

パッチベース MRF モデルに基づく MAP 法について解説した。また、局所適応的学習の考え方に基づく、既存のフィルタやアルゴリズムの分類について述べた。このような分類から、今後は、更に高性能な画質改善アルゴリズムが開発されることが期待される。

最後に、多くの論文の共著者であり、的確な議論をしていただいている奥富教授に感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 田中正行, 奥富正敏, 画素数の壁を打ち破る: 複数画像からの超解像技術映像情報メディア学会誌, Vol.62, No.3, pp.337-342, 2008.
- [2] S. Roth and M. Black, “Fields of experts: A framework for learning image priors,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 2, pp. 860-867, 2005.
- [3] Y. Weiss and W. T. Freeman, “What makes a good model of natural images?,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1-8, 2007.
- [4] M. Tanaka and M. Okutomi, “Locally Adaptive Learning for Translation-Variant MRF Image Priors,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1-8, 2008.
- [5] 田中正行, 奥富正敏, 非均質なパッチベース MRF のための局所適応的学習, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J92-D, No.8, pp.1084-1093, 2009.
- [6] T.S. Cho, N. Joshi, C.L. Zitnick, S.B. Kang, R. Szeliski and W.T. Freeman, “A Content-Aware Image Prior,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009.
- [7] H. Ishikawa, “Higher-Order Gradient Descent by Fusion-Move Graph Cut,” International Conference

on Computer Vision (ICCV), pp. 568-574, 2009.

- [8] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images,” International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 839-846, 1998.
- [9] A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel, “A non-local algorithm for image denoising,” Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 2, pp. 60-65, 2005.
- [10] D. Barash, “A Fundamental Relationship between Bilateral Filtering, Adaptive Smoothing, and the Non-linear Diffusion Equation,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 6, pp. 844-847, 2002.
- [11] M. Elad, “On the origin of the bilateral filter and ways to improve it,” IEEE Trans. Image Processing, Vol. 11, No. 10, pp. 1141-1151, 2002.
- [12] M. Tanaka and M. Okutomi, “Latent Common Origin of Bilateral Filter and Non-Local Means Filter,” Electronic Imaging, 7532-01, 2010.
- [13] 田中正行, 奥富正敏, バイラテラルフィルタとノンローカルミーンフィルタの統一的解釈とその発展へ向けて, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J93-D, No.8, pp.1470-1479, 2010.