

Total Variation 正則化法を用いた超解像拡大法の高速度化

High Speed Super-Resolution Magnification Method using Total Variation Regularization

作田 泰隆†
Yasutaka Sakuta

後藤 富朗†
Tomio Goto

平野 智†
Satoshi Hirano

桜井 優†
Masaru Sakurai

1. はじめに

表示装置の大型化及び高解像度化に伴い、低解像度画像を高解像度画像に変換する超解像技術が注目されている。超解像技術は様々なものが提案されているが、中でも Total Variation (TV) 正則化手法 [1] を用いた手法が、画像のエッジの急峻さを保ちつつ画質劣化が発生しないという点から、最も有望なもののひとつと考えられる。

この手法では TV 正則化手法により、画像を骨格成分とテクスチャ成分に分離した後、それぞれに適した手法で拡大を行う。骨格成分に対して TV 正則化拡大法、テクスチャ成分に対して学習法を用いる手法が提案されており、この手法を用いることでエッジとテクスチャを高精細化することが可能である [2]。しかし、TV 正則化拡大法は計算コストが大きく、この提案システムの処理の大きな部分を TV 正則化拡大法に費やすこととなる。

そこで、本稿では骨格成分の拡大に対して Unsharp Mask と TV 正則化手法を用いることで従来法の画質を維持しつつ、計算コストの削減を目指す。

2. TV 正則化手法

TV 正則化手法は、入力画像 f を骨格成分 u とテクスチャ成分 v に分離する。骨格成分は滑らかな輝度値変化とエッジ成分、テクスチャ成分は微小振動成分から構成される。TV 正則化モデルは式 (1) の評価関数を最小化するものである。式 (1) を最小化する u が骨格成分であり、テクスチャ成分は式 (2) より求まる。

$$\inf_u F(u) = \sum_{i,j} |\nabla u| + \lambda \sum_{i,j} |f - u| \quad (1)$$

$$v = f - u \quad (2)$$

3. TV 正則化を用いた超解像モデル

図 1 に文献 [2] に示されている超解像モデルを示す。入力画像は TV 正則化分離によって骨格成分とテクスチャ成分に分解される。

3.1. TV 正則化拡大法

骨格成分は TV 正則化拡大法によって拡大される。この拡大法はエッジを急峻にしつつ、リングングを抑制することができるので、細かい振動成分が除去された骨格成分の高精細化には適した手法であるといえる。この手法は基本的には式 (1) のモデルに基づいているが、制約項にボケ作用素 s の畳み込み演算を加えている。式 (3) の評価関数を最小化する更新演算を式 (4) に示す。 g は入力骨格画像の線形拡大画像であり、 u の初

期値とする。評価関数を最小化することによってエッジが急峻に立ち上がり、リングングが発生しない超解像度骨格成分を得る。

$$\inf_u F(u) = \sum_{i,j} |\nabla u_{i,j}| + \lambda \sum_{i,j} |g_{i,j} - s * u_{i,j}|^2 \quad (3)$$

$$u_{i,j}^{(n+1)} = u_{i,j}^{(n)} + \varepsilon \left\{ \frac{1}{2\lambda} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u_{i,j}^{(n)}}{|\nabla u_{i,j}^{(n)}|} \right) + \sum_{k,l} |\phi_{i-k,j-l} \cdot e_{k,l}| \right\} \quad (4)$$

$$e_{i,j} = \sum_{k,l=-L}^L \phi_{k,l} \cdot u_{i+k,j+l}^{(n)} - g_{i,j} \quad (5)$$

3.2. 学習法

学習法は、拡大した入力画像の高周波成分を類似した参照拡大画像の高周波成分によって置き換えることによって、欠落した成分を再生する超解像技術であり、多くの研究がなされている。学習法は対象画像にエッジなどの急激な輝度値変化が含まれる場合にひずみが生じやすく、エッジの処理を苦手とする。しかし、この超解像モデルではエッジが除去されたテクスチャ画像を対象とするため、精度良く高精細なテクスチャ成分を得ることが可能となる。

3.3. 計算コスト

式 (3) の関数 $F(u)$ の最小化を考えた時、TV 項の収束に比べて制約項の収束が遅く、効果的なエッジ強調効果を得るためには式 (4) の繰り返し演算を経験的に 1000 回程度必要とする。また、この繰り返し演算は 1 回の更新につき、畳込み演算を 2 回必要とするため、計算コストが大きい。データベースから類似画像の探索を行う学習法と比べても TV 正則化拡大法は計

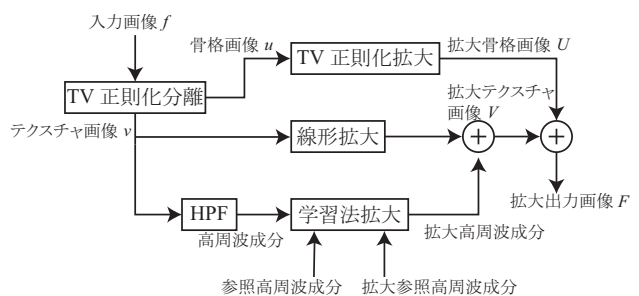


図 1: 従来モデル

†名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

算コストが小さくなく、超解像モデルの処理の大半を TV 正則化拡大法に費す。そのため、TV 正則化拡大法の計算コストの削減が課題となっている。

4. 提案法

先にも述べたように TV 正則化拡大法の計算コストが大きいことが超解像モデルの問題となっている。そこで本稿では、TV 正則化拡大法の厳密な解には固執せず、近似解を探索することで計算コストの削減を図る。TV 正則化拡大法は式 (3) のように、入力画像とぼけ作用素によってぼけた更新画像の差分から高域成分を推定している。そこで本稿では、差分から高域成分を推定するのではなく、単純な線形フィルタリングである Unsharp Mask によって高域強調を行う手法を提案する。Unsharp Mask は原画像 f からぼかした画像を減算することによって高周波成分を抽出し、重み付けをして原画像に足しこむ処理である。 ϕ_l を LPF の単位インパルス応答とすると、鮮鋭化画像 g は式 (6) のように表される。

$$g = f + k(f - f * \phi_l) \quad (6)$$

この処理により、鮮鋭感のある画像 g が得られるが、その弊害としてリングングが発生する。そこで図 2 のように TV 正則化手法と組み合わせることで、急峻なエッジを持ち、リングングのない高精細な画像を得ることができる。

この手法では、制約項の畳込み演算の排除により、制約項の収束の遅さを避けることができる。また、TV 正則化拡大法で問題となっている畳込み演算を繰り返す必要がなくなる。そして、この手法では式 (1) の TV 正則化モデルを用いるため、式 (7) の Chambolle の射影法 [3] による高速解法を適用することができる。 p は 2 次元ベクトルであり、初期値として零ベクトルを与える。

$$p_{i,j}^{(n+1)} = \frac{p_{i,j}^{(n)} + \tau \{ \nabla (\text{div} p^{(n)} - f/\lambda) \}_{i,j}}{1 + \tau | \nabla (\text{div} p^{(n)} - f/\lambda)_{i,j} |} \quad (7)$$

$$v = \lambda \text{div} p \quad (8)$$

このモデルで、TV 正則化拡大法と同等のエッジ強調効果を得るためには、急峻なフィルタリングを必要とする。しかし、一度に急峻なフィルタリングを行うと、リングングが大きくなり過ぎ、TV 正則化手法によって除去しきれないため、フィルタ強度を下げ、縦続的に複数回処理を行う。

5. 実験結果

提案法の有用性を確認するため、代表的な線形補間法である Lanczos3、従来法、提案法を用いて、画像を



図 2: 提案モデル

4 倍に拡大する実験を行い、画質及び処理時間を比較する。拡大画像を図 3 に、実験条件及び処理時間を表 1 に示す。提案法は Lanczos3 補間に比べて高精細な画像を復元できていることがわかる。しかし、斜め方向のエッジの強調が弱く、従来法の画質に比べ、少し劣化している。次に、処理時間を比較すると、提案法は従来法に比べて処理時間を約 96% 短縮できており、高速化が実現できていることを確認した。

表 1: 処理時間

手法	従来法	提案法
入力解像度	128 × 128	128 × 128
繰り返し回数	1000	200
処理時間 [sec]	851.28	34.19



(a) Lanczos3



(b) 従来法

(c) 提案法

図 3: 各手法による 4 倍拡大画像

6. むすび

本稿では、ぼけ作用素を用いたエッジ強調処理を Unsharp Mask に置き換えることによって計算コストの大幅な削減を実現した。今後の課題として、斜め方向のエッジの強調などの処理改善による画質向上及びより一層の計算コストの削減等が挙げられる。

参考文献

- [1] 齊藤 隆弘: “1 枚の画像からのオーバーサンプリング”, 映像メディア学会誌, Vol. 62, No. 2, pp. 181–189, Feb. 2008.
- [2] 桜井 優, 吉川 明博, 鈴木 彰太郎, 後藤 富朗, 平野 智: “Total variation 正則化と事例学習法を組合せた超解像度画像の復元”, 映像メディア学会誌, Vol. 61, No. 9, pp. 1363–1366, 2007.
- [3] A. Chambolle: “An algorithm for total variation minimization and applications”, *J. Mathematical Imaging and Vision*, Vol. 20, No. 1, pp. 89–97, 2004.