

大画像の複層ベイズ超解像と位置ずれ推定に関する検討

木下 俊貴^{1,a)} 三好 誠司^{2,b)}

概要: 超解像とは低解像画像から高解像画像を推定する技術である。本論文では、画像を分割することにより、Kanemura らによる複層ベイズ超解像を大画像に適用する。これを実現するために回転の中心を一般化する手法を提案する。これにより、画素値に大きな変化がある領域を位置ずれパラメータの推定に用いることが可能となる。さらに、どの小領域に対しても回転を適用することが可能となり、大画像においても良好な高解像画像の推定が可能となる。

1. はじめに

超解像とは、低解像画像から高解像画像を推定する手法である [1], [2]。近年ではこの超解像技術を搭載した液晶テレビやデジタルカメラといった製品が登場し、広く知られるようになった。超解像には、1枚の低解像画像から1枚の高解像画像を推定する手法 [3], [4] と、複数枚の低解像画像から1枚の高解像画像を推定する手法 [5], [6], [7], [8], [9] があるが、本論文では後者を扱う。Tipping & Bishop [6] はベイズ推定に基づく超解像であるベイズ超解像を提案した。しかし、Tipping & Bishop は、画像のなめらかさを表現するために、事前分布として隣り合う画素間にガウス分布を仮定しているため、画像中のエッジの表現が難しくなるという問題があった。Kanemura ら [7] はこの問題を解決するため複層ベイズ超解像を提案した。複層ベイズ超解像においてはラインプロセス [14] を導入することにより画像中のエッジを表現する。これらは、位置ずれパラメータの推定については周辺尤度の最大化による最尤推定、つまり点推定を行っている。この点推定による影響は事前分布や観測モデルで複雑なモデルを扱う際や、観測の信頼度が低い場合の推定において大きな問題となる可能性があった [8]。これを解決するため、Katsuki ら [8] は位置ずれパラメータと高解像画像、さらにハイパーパラメータをも含めて全変数を同時にベイズ推定する手法を提案した。また最近では、事前分布にガウス分布ではなく TV (Total Variation) を用いた分布を用いることで、隠れ変数を導入

することなくエッジを表現する超解像の研究も行われている [9]。

Kanemura ら [7] や Katsuki ら [8] の研究では必要メモリ量や計算量の都合上、 40×40 px 程度の小さな画像しか扱えていない。超解像技術の応用を考えた場合、より大きな画像を扱う必要がある。そこで本論文では、画像を小領域に分割することにより、大画像に対する複層ベイズ超解像を実現する。大画像を小領域に分割して超解像処理を行う場合、画像の中心部が画素値の変化に乏しい可能性も考えられる。その場合、位置ずれの変化が検出できなくなるため、良好な位置ずれパラメータの推定が困難となり、高解像画像の推定にも影響を及ぼすことが考えられる。また、高解像画像の推定において、画像の中心部にある小領域の回転も、画像の外側にある小領域の回転も正確に表現する必要がある。Kanemura ら [7] や Katsuki ら [8] の手法においては、画像を分割して処理することを考慮されていないため、そのままでは画像の外側の小領域の回転を正確に表現できない。そのため本論文では、位置ずれパラメータの推定処理と高解像画像の推定処理において、回転の中心の一般化も行う [10]。最後に、提案した手法について様々な画像を用いて実験を行い、性能評価を行う。

2. 複層ベイズ超解像と回転中心の一般化

本節では、Katsuki らによる観測画像の生成モデル [8] と、Kanemura らによる複層ベイズ超解像 [7] の原理について簡単に説明する。また、次節以降で述べる大画像の超解像処理において必要となる回転中心の一般化についても述べる。まず、観測画像の生成モデルについて説明する。高解像画像の推定に用いる観測画像は、原画像に平行移動、回転、ボケ、正規ノイズの重畳が加わり、 T 枚の観測画像が観測されるとする。 t 枚目の観測画像の生成モデルはま

¹ 関西大学大学院 理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering, Kansai University

² 関西大学 システム理工学部
Faculty of Engineering Science, Kansai University

a) k995015@kansai-u.ac.jp

b) miyoshi@kansai-u.ac.jp

ず、画素数が N の原画像を角度 θ_t だけ回転させ、 \vec{o}_t 方向に (横方向に $[\vec{o}_t]_x$ px, 縦方向に $[\vec{o}_t]_y$ px) 平行移動させる。次に、平均 $\mathbf{0}$ 、共分散 $\gamma_t^{-1} \mathbf{I}$ である二次元正規分布に従って周辺のピクセルの輝度値を混ぜ合わせてボケを作り、拡大率 $\alpha (> 1)$ によって解像度を低下させ、最後にこの画像の各画素に平均 0 、分散 β^{-1} の正規ノイズが独立に加わるものとする。原画像を \mathbf{x} と表す。観測画像は T 枚得られているとし、各々を $\mathbf{y}_t (t = 1, \dots, T)$ と表す。また T 枚の観測画像をまとめて $\mathcal{D} \equiv \{\mathbf{y}_t\}$ とする。位置ずれパラメータを $\phi_t \equiv [\theta_t, [\vec{o}_t]_x, [\vec{o}_t]_y]^T$ とし、観測画像 T 枚の位置ずれパラメータをまとめて $\Phi \equiv \{\phi_t\}$ 、このパラメータを基に作られる変換行列を $\mathbf{W}(\phi_t)$ 、正規ノイズを ϵ とすると、観測モデルは

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{W}(\phi_t) \mathbf{x} + \epsilon \quad (1)$$

となる。変換行列の i 行 j 列要素は

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(\phi_t)_{i,j} & \equiv \frac{\frac{\gamma_t}{2\pi} \exp\left(-\frac{\gamma_t}{2} \|\vec{k}\|^2\right)}{\vartheta_3\left(\pi \vec{k}_x, \exp\left(-\frac{2\pi^2}{\gamma_t}\right)\right) \vartheta_3\left(\pi \vec{k}_y, \exp\left(-\frac{2\pi^2}{\gamma_t}\right)\right)}, \\ & \quad (2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \vec{k} & \equiv \begin{bmatrix} \cos(-\theta_t) & -\sin(-\theta_t) \\ \sin(-\theta_t) & \cos(-\theta_t) \end{bmatrix} \left(\alpha \vec{i} - \vec{o} - \vec{c} \right) - \vec{j} + \vec{c}, \\ & \quad (3) \end{aligned}$$

$$\vartheta_3(u, q) \equiv 1 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} q^{n^2} \cos 2nu \quad (4)$$

である。ここで、 \vec{j} は原画像の j 番目の画素の座標、 \vec{i} は観測画像の i 番目の画素の座標である。また ϑ_3 は楕円シーク関数と呼ばれる関数で離散サンプリングを行う場合の正規化定数として用いている。 \vec{c} は各小領域の中心を基準とした場合の回転中心の座標を表している。このように、Katsuki らの変換行列に対して \vec{c} を導入することにより回転の中心を一般化している。これは、大画像を小領域に分割して処理を行う場合や画像の中心以外的小領域を用いて位置ずれパラメータを推定する際に必要となる。また、この \vec{c} により画像の中心部以外的小領域に対して、適切な回転を適用することができる。

次に高解像画像の推定手法について説明する。ベイズ超解像 [6] では、画像のなめらかさを表現するために事前分布にガウス分布を仮定していたため、エッジの表現が困難であった。そこで Kanemura らは事前分布にラインプロセス [14] を導入することで、ベイズ超解像でのエッジの表現を可能にした。ラインプロセスとは、隣接する画素 i と j の間に、エッジを表現する 2 値の隠れ変数 $\eta_{ij} \in \{0, 1\}$ を導入することにより表現される。ここで $\boldsymbol{\eta} \equiv \{\eta_{i,j}\} (i, j = 1, \dots, N)$ とする。ベイズ超解像では、高解像画像と位置ずれパラ

メータの両方を推定する必要がある。そこで、変分 EM アルゴリズム [12], [13] を導入する。変分 EM アルゴリズムは E ステップと M ステップの 2 つのステップからなる。E ステップでは高解像画像の事後分布

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{D}, \Phi) = \sum_{\boldsymbol{\eta}} p(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}|\mathcal{D}, \Phi) \quad (5)$$

を計算し、M ステップでは位置ずれパラメータを周辺尤度最大化

$$\hat{\Phi} = \arg \max_{\Phi} L(\Phi) \quad (6)$$

によって推定する。ここで L は周辺尤度の対数

$$L(\Phi) = \ln \int d\mathbf{x} p(\mathbf{x}) p(\mathcal{D}|\mathbf{x}, \Phi) \quad (7)$$

である。隠れ変数の導入による高解像画像の事後分布 $p(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}|\mathcal{D}, \Phi)$ の計算困難性を回避するため、事後分布を近似する試験分布 $q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x})$ を導入し、自由エネルギー

$$\begin{aligned} F(q, \Phi) & = - \sum_{\boldsymbol{\eta}} \int d\mathbf{x} q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}) \ln \frac{p(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}, \mathcal{D}|\Phi)}{q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x})} \\ & = -L(\Phi) + D_{\text{KL}}(q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}) \| p(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}|\mathcal{D}, \Phi)) \end{aligned} \quad (8)$$

を最小化する $q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x})$ を求める。この F は関数 q の汎関数であると同時に、パラメータ Φ の関数でもある。ここで、 L は式 (7) で定義された対数周辺尤度である。また、 D_{KL} は試験分布 $q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x})$ と真の事後分布 $p(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}|\mathcal{D}, \Phi)$ との間の KL (カルバック・ライブラー) 擬距離である。KL 擬距離は、常に $D_{\text{KL}}(q \| p) \geq 0$ であり、 $D_{\text{KL}}(q \| p) = 0$ となるのは q と p が等しいときのみであるという性質を持つ。式 (9) において、 $L(\Phi)$ が q に対しては定数であることに注意すると、 F を q について最小化することは、KL 擬距離が最小という意味で事後分布 p にもっとも近い試験分布 q を探すことに対応する。一方、 F を Φ について最小化することを考えると、 $-L$ の上界の最小化、すなわち L の下界の最大化に帰着し、したがって式 (6) による位置パラメータの推定値 $\hat{\Phi}$ が得られることになる。 F の q に関する最小化が E ステップに、 Φ に関する最小化が M ステップに対応する。 q を任意の分布から最適化すると、真の事後分布を求めることにはなるが、これは計算困難である。そこで、試験分布の関数形を

$$q(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{x}) = q(\mathbf{x}) \prod_{i \sim j} q(\eta_{ij}) \quad (10)$$

と因子化された形に制限する。ここで $i \sim j$ は、画素 i, j が隣接していることを意味する。この E ステップと M ステップを収束するまで繰り返し、収束後の事後分布の平均値が高解像画像の推定値となる。

次に回転中心の一般化について説明する。M ステップにおいては F の Φ に関する最小化を正規化共役勾配法 [15] を用いて数値的に実行する。その際、式 (2)~(4) の変換行

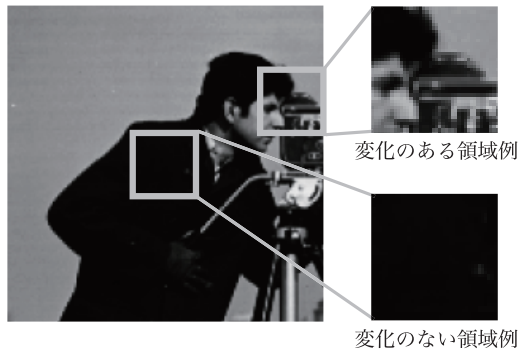


図 1 画像の中心部に変化が無い場合の例。画像中央の枠線は従来推定に用いていた回転の中心の領域を表している。この場合、中心の領域は黒一色なので、良好な位置ずれ推定ができない。

Fig. 1 Example of image that has poor variance of pixel values in the center area of the image. Flame border of the center area indicates the center area that has been conventionally used to estimate the registration parameters. In this case, we can not obtain a good estimation of registration parameters because that area is almost black.

列を用いる。1節でも述べた通り、画像の中心と回転の中心が一致している場合を扱うと、図 1 のように、回転の中心である領域が画素値の変化に乏しい場合、平行移動や回転といった位置ずれを正確に検出するための特徴がなく、位置ずれパラメータの推定の精度が劣化する可能性がある。そのため、回転の中心以外の場所でも位置ずれパラメータの推定を行う必要がある。ここでは、前節で述べた回転の中心を一般化した式 (3) を位置ずれパラメータの推定処理にも用いることで、回転の中心以外の場所での位置ずれパラメータの推定を実現する。

3. 画像分割による大画像の複層ベイズ超解像

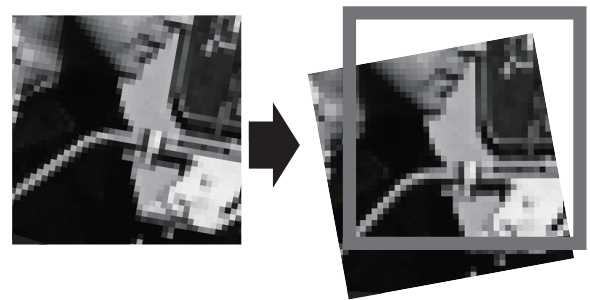
1節でも触れたように、Kanemura ら [7], [11] の研究では 40×40 px 程度の小さな画像しか扱えていなかった。本論文では、より大きな画像を扱う手法を提案する。ベイズ超解像の処理の中では画素数を行数とする行列を扱うため、必要なメモリ量は画素数の 2 乗に比例する。またその行列の逆行列計算が入っているため、必要な計算量は画像の一辺の 6 乗に比例する。よってメモリ量と計算量の観点から、そのままでは大画像を処理できないため、大画像を小領域に分割することによって、大画像の超解像処理を実現する。

小領域への分割について説明する。まず大画像を図 2 のように小領域に分割し、変分 EM アルゴリズムで位置ずれパラメータを推定する。その後、位置ずれパラメータの推定結果を用いて大きな画像を推定する。その際、分割した各領域に対して推定した位置ずれパラメータによって位置ずれを適用するが、その場合、図 3 のように、出力する画像中に画像とは関係の無い部分が入り込んでしまう。これ



図 2 大画像の小領域への分割

Fig. 2 Dividing a large image into small areas.

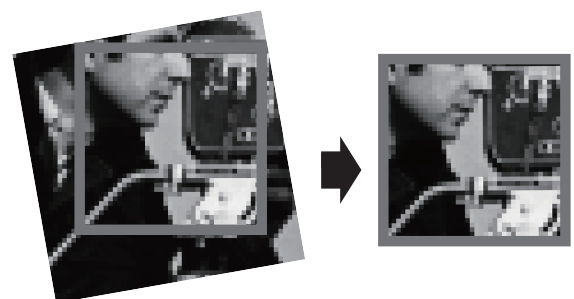


(a) 小領域の一例

(b) 位置ずれを復元した小領域

図 3 小領域への位置ずれの適用。枠線は実際に画像として出力される領域を表している。また、枠線内の白い部分は画像とは関係の無い部分を表している。

Fig. 3 Applying position gap to a small area. Flame border indicates the actual output image. White area in the flame border indicates the unrelated part.



(a) 位置ずれを復元した小領域

(b) 最終的に出力される小領域

図 4 大きめに切り出した小領域への位置ずれの適用

Fig. 4 Applying position gap to a small area clipped largely.

は、推定画像に悪影響を及ぼす可能性がある。そのため、図 4 のように小領域を大きめに切り出し、位置ずれの復元を行う。これにより、隣の領域と重複した部分が生じるため、各領域の連続性も保たれることになる。最終的に、1枚の大画像にする際には枠線の外部を切り落とす。また、大画像を小領域に分割して処理を行う際、画像の中心部以外での回転の中心の取り扱いに注意する必要がある。この点に関しては、回転中心が一般化された式 (3) を用いることにより、画像の中心部以外の小領域に対しても、大画像での回転の中心を原点とした正確な回転を適用することが可能となる。



(a) 原画像 (200×200 px) (b) 観測画像例 (50×50 px)

図 5 原画像と観測画像の例 (Cameraman)

Fig. 5 Original image and an example of observed image (Cameraman).

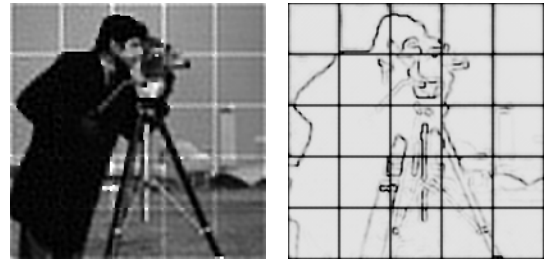
4. 実験

4.1 分割時のオーバーラップの効果

まず、小領域に分割して大画像を推定する際の小領域をオーバーラップさせる量を変化させた実験を行う。実験は、図 5(a) の原画像から、以下の条件で位置ずれがそれぞれ異なる 4 枚の観測画像を作成し、その観測画像だけを用いて高解像画像の推定を行う。実験の条件は、拡大率 $\alpha = 4$ 倍、平行移動量は高解像画像換算で縦および横に $-0.5 \sim 0.5$ px の一様乱数で生成、回転量は $-0.5\pi/180 \sim 0.5\pi/180$ rad で生成、観測ノイズは SN 比が 30 dB のガウスノイズ、ボケは標準偏差 1.5 px のガウス型点広がり関数によって生成した。ここで SN 比とは、画像の画素値の分散とそれに重畳するノイズの分散の比である。また、大画像を 25 の小領域に分割 (一つの領域の大きさは低解像画像で 10×10 px) した。図 5(b) に観測画像の例を示す。ここでは、同じ位置ずれパラメータを持つ 1 つのセットについて、オーバーラップがない小領域と、低解像画像換算で上下左右それぞれ 2 px のオーバーラップがある小領域の、2 種類の実験を行い、ISNR をそれぞれ計算した。ここで ISNR とは、画質を最小二乗誤差を基に比較するための指標で、例えば、正解の原画像を \mathbf{x}^* 、基準となる画像を $\tilde{\mathbf{x}}$ 、評価したい推定手法による推定画像を $\hat{\mathbf{x}}$ とすると、

$$\text{ISNR} \equiv 10 \log_{10} \frac{\|\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*\|^2}{\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*\|^2} \quad (11)$$

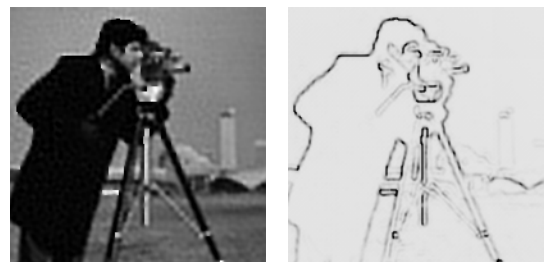
で定義される。今回は、基準となる画像として、超解像に用いる複数枚の観測画像の平均画像を用いて、提案手法を評価した。観測画像を 4 枚用いた場合の実験結果を図 6 と図 7 に示す。図 6 より小領域間にオーバーラップがない場合、小領域の境界に白い線が発生していることがわかる。この場合の ISNR は 1.36dB であった。これに対して図 7 より、2 px のオーバーラップがある場合では小領域の境界での白い線がなくなり、各領域が違和感なくつながった良好な高解像画像を推定できていることがわかる。この場合の ISNR は 2.78dB と向上している。よって、オーバーラップを設けることで、大きな画像を小領域に分割して超解像を行った際でも良好に推定できることがわかる。



(a) 推定画像 (b) 隠れ変数の推定値

図 6 領域間の重複がない場合の結果 (Cameraman, 200×200 px)

Fig. 6 Result with no overlap between areas (Cameraman, 200×200 px).



(a) 推定画像 (b) 隠れ変数の推定値

図 7 領域間の重複を 2 px 設けた場合の結果 (Cameraman, 200×200 px)

Fig. 7 Result with 2 px overlap between areas (Cameraman, 200×200 px).

4.2 中央小領域の特徴が乏しい場合

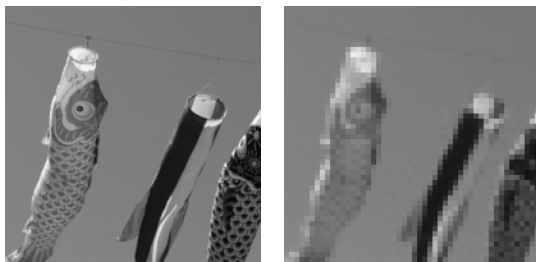
3 節で述べた大画像の複層ベイズ超解像について、観測画像の枚数、観測画像の生成に用いる位置ずれパラメータを変化させて実験を行い、性能評価を行う。ここでの実験では、 256×256 px の Cameraman の原画像は 1.5 倍に拡大した画像から図 8(a) のように 200×200 px に切り出した原画像と、Koi の原画像は図 9(a) のように 200×200 px に切り出した原画像を用いた、これらの原画像から、位置ずれがそれぞれ異なる複数枚の観測画像を生成し、その観測画像だけを用いて高解像画像の推定を行う。実験の条件は、4,10 枚の観測画像を用い、拡大率、平行移動量、回転量、ボケ、観測ノイズ、小領域の分割数については 4.1 節と同じ条件で生成した。このとき、低解像画像換算で上下左右それぞれ 2 px のオーバーラップとし、それぞれの観測画像の枚数毎に平行移動量、回転量がそれぞれ異なる 10 のセットを用いて実験を行った。観測画像生成時の回転の中心は画像の中心とした。図 8(b)、図 9(b) に観測画像の例を示す。また、図 10(a)、図 10(b) に本実験で位置ずれ推定に用いた小領域の場所を示す。画像の中心の領域 (領域 1)、その一段上の右端の領域 (領域 2) の 2 つで実験を行った。性能評価は、観測画像の枚数毎に 10 セット実験を行った上で、その ISNR の平均値と、位置ずれパラメータの推定誤差平均量の平均値を示した。ISNR を計算する際の基準となる画像として、超解像に用いる複数枚の観測



(a) 原画像 (200×200 px) (b) 観測画像例 (50×50 px)

図 8 原画像と観測画像の例 (Cameraman)

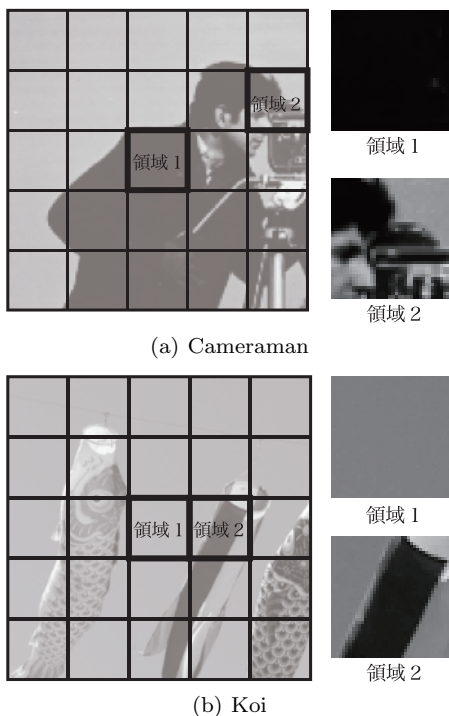
Fig. 8 Original image and an example of observed image (Cameraman).



(a) 原画像 (200×200 px) (b) 観測画像例 (50×50 px)

図 9 原画像と観測画像の例 (Koi)

Fig. 9 Original image and an example of observed image (Koi).



(a) Cameraman

(b) Koi

図 10 位置ずれ推定に用いた領域. 本実験では領域 1, 2 を用いて位置ずれ推定を行った.

Fig. 10 Areas used to estimate registration parameters. Areas 1 and 2 are used to estimate the registration parameters.

画像の平均画像, 位置ずれのない観測画像 1 枚を bilinear 法によって拡大した画像の 2 種類を用いて, 提案手法を評価した. 実験結果を図 11~図 14 と表 1, 表 2 に示す.

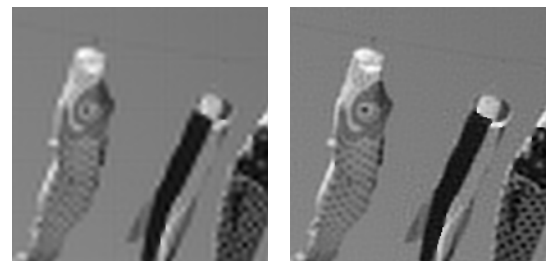


(a) 領域 1 での結果

(b) 領域 2 での結果

図 11 観測画像 10 枚の場合の推定画像 (Cameraman, 200×200 px)

Fig. 11 Estimated images using 10 observed images (Cameraman, 200×200 px).



(a) 領域 1 での結果

(b) 領域 2 での結果

図 12 観測画像 10 枚の場合の推定画像 (Koi, 200×200 px)

Fig. 12 Estimated images using 10 observed images (Koi, 200×200 px).



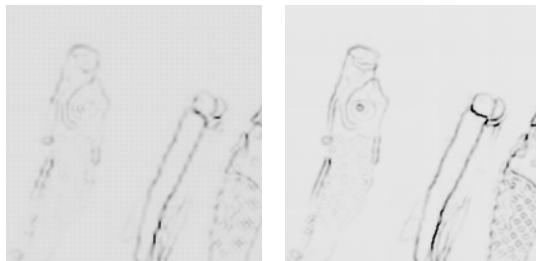
(a) 領域 1 での結果

(b) 領域 2 での結果

図 13 隠れ変数の推定値 (観測画像 10 枚の場合, Cameraman, 200×200 px)

Fig. 13 Estimated latent variables (10 observed images, Cameraman, 200×200 px).

表 1 から, 位置ずれパラメータ推定において, すべての位置ずれパラメータにおいて, 特徴の無い画像の中心 (領域 1) よりも, 特徴のある領域 (領域 2) を用いた場合の方が推定精度が良いことがわかる. また, 観測画像の枚数増加に伴い, 位置ずれパラメータの推定誤差が減少していることもわかる. 表 2 からは, 位置ずれパラメータの推定誤差の減少に伴い, 領域 1 よりも領域 2 を用いた場合の ISNR が向上していることもわかる. よって, 画像の中心部の領域において特徴が無く, 良好な位置ずれパラメータ推定が望めない場合でも, 特徴のある他の領域を用いることで良好な位置ずれパラメータ推定と高解像画像推定の実現が可能であることがわかる. また, 図 11, 図 12 の推定画



(a) 領域1での結果 (b) 領域2での結果

図 14 隠れ変数の推定値 (観測画像 10 枚の場合, Koi, 200×200 px)

Fig. 14 Estimated latent variables (10 observed images, Koi, 200×200 px).

表 1 位置ずれパラメータ推定誤差平均量

Table 1 Average of estimation errors of registration parameters.

原画像	観測画像の 枚数, 領域	位置ずれパラメータ 推定誤差平均量		
		平行移動量 [px]		回転量 [rad]
		縦	横	
Camera- man	4 枚, 領域 1	0.233	0.228	0.0039
	4 枚, 領域 2	0.235	0.148	0.0029
	10 枚, 領域 1	0.240	0.265	0.0042
	10 枚, 領域 2	0.101	0.109	0.0028
Koi	4 枚, 領域 1	0.233	0.228	0.0037
	4 枚, 領域 2	0.151	0.132	0.0024
	10 枚, 領域 1	0.240	0.265	0.0042
	10 枚, 領域 2	0.111	0.100	0.0018

表 2 観測画像の枚数別 ISNR

Table 2 Numbers of observed images and ISNR (average of 10 sets).

原画像		基準画像	平均画像		bilinear	
		観測 [枚]	4	10	4	10
ISNR 平均値 [dB]	Cam- raman	領域 1	2.53	2.59	1.65	1.73
	領域 2	4.07	4.55	3.23	3.78	
	Koi	領域 1	1.52	1.56	1.27	1.32
		領域 2	2.65	3.54	2.37	3.25

像の人物と背景の間等のエッジの表現においてや, 図 13, 図 14 において, 領域 1 よりも領域 2 の方がエッジが濃く表現されていることから, 領域 2 は領域 1 よりも画像中のエッジの再現も行われており, 位置ずれパラメータが良好に推定されていることが影響していると考えられる。

5. おわりに

本論文では, 画像を分割することにより, Kanemura らによる複層ベイズ超解像を大画像に適用した。これを実現するために回転の中心を一般化する手法を提案した。これにより, 画素値に大きな変化がある領域を位置ずれパラメータの推定に用いることが可能となった。さらに, どの

小領域に対しても回転を適用することが可能となり, 大画像においても良好な高解像画像の推定が可能となった。今後の課題としては, 位置ずれ推定に用いる領域の自動選択があげられる。

謝辞 日頃より御議論いただく東大 岡田真人教授に感謝する。本研究の一部は科学研究費補助金 (24360152, 21500228) による。

参考文献

- [1] Park, S.C., Park, M.K. and Kang, M.G.: *Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview*, IEEE Signal Processing Magazine, Vol.20, No.3, pp.21-36 (2003).
- [2] 奥富正敏, 田中正行, 竹島秀則, 松本信幸: 画像超解像処理技術の最新動向, 電子情報通信学会誌, Vol.93, No.8, pp.693-698 (2010).
- [3] Freeman, W.T., Jones, T.R. and Pasztor E.C.: *Example-based super-resolution*, IEEE Comput. Graph. Appl., Vol.22, No.2, pp.56-65 (2002).
- [4] 松本 信幸, 井田 孝: 画像のエッジ部の自己合同製を利用した再構成型超解像, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J93-D, No.2, pp.118-126 (2010).
- [5] Tsai, R.Y. and Huang, T.S.: *Multiframe image restoration and registration*, In Advances in computer vision and image processing, Vol.1, pp.317-339 JAI Press (1984).
- [6] Tipping, M.E. and Bishop, C.M.: *Bayesian image super-resolution*, Advances in NIPS 15, pp.1279-1286 (2003).
- [7] Kanemura, A., Maeda, S. and Ishii S.: *Superresolution with compound Markov random fields via the variational EM algorithm*, Neural Networks, Vol.22, pp.1025-1034 (2009).
- [8] Katsuki, T., Torii, A. and Inoue, M.: *Posterior-Mean Super-Resolution With a Causal Gaussian Markov Random Field Prior*, IEEE Trans. on Image Process., Vol.21, No.7, pp.3182-3193 (2012).
- [9] Babacan, S.D., Molina, R. and Katsaggelos, A.K.: *Variational Bayesian Super Resolution*, IEEE Trans. Image Process., Vol.20, No. 4, pp. 984-999 (2011).
- [10] 木下俊貴, 三好誠司: 大画像の複層ベイズ超解像と位置ずれ推定に関する検討, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.112, No.279, IBISML2012-85, pp.367-372 (2012).
- [11] 福田航, 兼村厚範, 前田新一, 石井信: ベイズ超解像における複数パッチを用いたレジストレーション, 日本神経回路学会第 19 回全国大会, pp.150-151, (2009).
- [12] Bishop, C.M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York (2006).
- [13] Bishop, C.M. 著, 元田他訳: パターン認識と機械学習 (上・下), シュプリンガー・ジャパン, 東京 (2008).
- [14] Geman, S. and Geman, D.: *Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images*, IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell., Vol. PAMI-6, No. 6, pp.721-741 (1984).
- [15] Bishop, C.M.: *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford Univ. Press (1995).
- [16] Schultz, R. R. and Stevenson, R. L.: *Extraction of high-resolution frames from video sequences*, IEEE Trans. Image Process., Vol.5, No.6, pp.996-1011 (1996).