

再構成型超解像処理の高速化アルゴリズム

田中 正行, 奥富 正敏

東京工業大学 大学院理工学研究科 機械制御システム専攻
東京都目黒区大岡山 2-12-1

mtanaka@ok.ctrl.titech.ac.jp, mxo@ctrl.titech.ac.jp

概要 複数の低解像度画像よりひとつの高解像度画像を推定する方法として超解像処理がある。広く利用されている再構成型超解像処理では、まず初期の高解像度画像を設定し、そこからカメラモデルに基づき観測画像である低解像度画像の各画素値を推定する。推定された画素値と実際の観測画素値の誤差を最小にするように高解像度画像を更新する。収束するまで更新処理を繰り返すことにより、高解像度画像を求める手法が再構成型超解像処理である。再構成型超解像処理は、高解像度画像の画素の数だけの未知数があることや、一回の更新につき複数の低解像度画像の総画素数分の画素値推定計算が必要であることなどから、計算コストが大きいことが知られている。本研究では、更新ごとに必要な計算コストを低減させることを目的とした高速化アルゴリズムを提案する。提案手法は、高解像度画像空間に離散化点とそれに対応する近傍領域を設定し、その近傍領域内に含まれる複数の観測画素値の平均値を利用し、その平均値と離散化点に対する推定画素値の誤差を最小にする方法である。ある近傍領域に対して、従来法では近傍領域に含まれる観測画素の数の推定計算が必要であるが、提案手法では一回の推定計算ですむ。合成画像および実画像を使用した実験から、実験条件により異なるが、提案手法は従来法と比較して約 1.3~5.0 倍の高速化が確認できた。また、推定精度は従来法とほぼ同程度であることも確認できた。

Fast Algorithm for Reconstruction-based Super-resolution

Masayuki TANAKA and Masatoshi OKUTOMI

Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology,
2-12-1, O-okayama, Meguro-ku, Tokyo, 152-8550, Japan

Abstract A super-resolution process produces a high-resolution image from a set of low-resolution images. Reconstruction-based algorithms to produce the high-resolution image which minimizes the difference between observed images and images estimated from the high-resolution image with a camera model has been developed. The reconstruction-based algorithm requires iterative calculation and large calculation cost because the reconstruction-based super-resolution is a large scale problem. In this report, a fast algorithm for the reconstruction-based super-resolution is newly proposed. The proposed method is to reduce the number of observed pixel value estimations from the high-resolution image, using an average of pixel values in a divide region. Effect of our proposed algorithm is demonstrated with synthetic images and actual images. The results show that the proposed method is about 1.3 - 5.0 times faster than a conventional method.

1 まえがき

位置ずれのある複数の低解像度画像より高解像度画像を推定する超解像処理と呼ばれる研究が近年数多く報告されている [1]. ML(Maximum-likelihood)法 [2]やMAP(Maximum A Posterior)法 [3], POCS(Projection Onto Convex Sets)法 [4]など様々な手法が提案されている. ML法は最尤推定の原理に基づく方法であり, MAP法は高解像度画像に対するある先見情報を利用して事後確率を最大化する最適化問題として高解像度画像を推定する方法である. POCS法は高解像度画像と低解像度画像の画素値に関して連立方程式を作成しその方程式を逐次的に解くことにより高解像度画像を得る方法となっている. 多くの方法は主にグレイスケール画像を対象としているが, MAP法を応用してBayer配列の低解像度画像からカラーデモザイキング処理と超解像処理を同時に行う方法も提案されている [5][6].

これらの方法は, 再構成型超解像処理と分類されており, 共通の枠組みが存在する. 再構成型超解像処理では, まず初期の高解像度画像を設定し, そこからカメラモデルに基づき観測画像である低解像度画像の各画素値を推定する. 推定された画素値と実際の観測画素値の誤差を最小にするように高解像度画像を更新する. 収束するまで更新処理を繰り返すことにより, 高解像度画像は得られる.

このような再構成型超解像処理の共通の性質として, (1) 高解像度画像の画素数の未知数があり非常に高次元の問題であり, (2) 複数の低解像度画像の全ての画素について高解像度画像から観測画素値を推定する必要がある, ということがあげられる. 未知数の次元が非常に大きいため, 解析的に高解像度画像を求めることは現実的ではなく, 繰返し計算が利用されている. また, 繰返しごとに, 全ての低解像度画像の画素に対して, 画素値推定計算を行う必要がある, その計算コストが大きいことも知られている. つまり, 再構成型超解像処理は計算コストが大きくその低減が求められている.

本研究では, 比較的計算コストが小さく, 安定的に解が求められることが知られているMAP法に関して, 低解像度画像の画素値推定計算の回数を減少させるという観点から高速化アルゴリズムを提案する. 提案手法は, MAP法のみならずML法, POCS法に関しても応用可能である.

従来の高速化アルゴリズムの検討として, Nguyenらは [7], 前処理共役勾配法を利用することで繰返し回数の少ない効率的な計算を行う方法を提案している. Nguyenらは繰返し最適化計算の効率化をはかっているのに対して, 提案手法は繰返しごとに必要な計算の効率化を目指していることに特徴がある. また, Eladらは [8], 複数の低解像度画像を位置あわせし, 高解像度の画素間隔にリサンプリングを行い, その画像に対して超解像処理を行う方法を提案している. 位置ずれによっては, 高解像度画像空間に低解像度画像の画素が均等に分布するとは限らず, 高解

像度画像の画素間隔で必ずしもリサンプリングがで
きな画素が存在するため, その場合は適当な補間が
必要であることも述べられている. また, MAP法で
は観測された低解像度画像の画素分布密度が高いと
ころは相対的に拘束項の影響が小さくなるが, Elad
らの方法は画素分布密度を考慮することなくリサン
プリングしているため, 拘束項の影響は均質となる.
このことは, Eladらの方法を利用する場合としない
場合とで推定される高解像度画像が異なることを意
味している. 一方, 提案手法では, 提案手法を利用
した場合としない場合で, 推定結果が同じであるこ
とが理論的にも実験的にも確認されている.

提案手法では, まず, 高解像度画像空間に低解像
度画像の位置あわせを行い, 観測された複数の低解
像度画像を, 高解像度画像空間において不等間隔に
サンプリングされた画素としてあつかう. 次に, 高
解像度画像空間に離散化点を設定し, 離散化点の近
傍領域に含まれる複数の観測画素値の平均値を利用
する. その平均値と近傍領域の代表点である離散化
点についての推定画素値の誤差を最小にする. ある
離散化点の近傍領域に対して, 従来法では近傍領域
に含まれる観測画素の数の画素値推定計算が必要で
あるが, 提案手法では一回の計算で等価な計算を行
うことができる. 合成画像および実画像を使用した
実験に対して, 提案手法を適用し, その有効性を確
認する.

なお, 位置あわせのためのマッチングに関しては
多くの方法が研究されているので [10], 本研究にお
いては既存の方法を利用することにする.

2 MAP法概要

MAP法は, 観測画像である複数の低解像度画像
を条件としたときの事後確率を最大にする高解像度
画像を求める方法である. これは事後確率を評価関
数とした最適化問題であり, 高解像度画像から推定
される画素値と観測画素値の二乗誤差である誤差項
と, 高解像度画像の事前確率をもとにした拘束項の
最小化問題として定式化される. 評価関数の最適化
計算に関しては, 共役勾配法や [9][14], 前処理付共
役勾配法が利用されることが多い [7]. 以下では, ML
法およびMAP法の評価関数の定式化を行い, 従来
の具体的な計算方法について述べる.

2.1 定式化

高解像度画像空間に位置あわせされた複数の低解
像度画像は, 不等間隔にサンプリングされた画素と
考えることができる. つまり, これらの画素は位置
あわせ後のピクセル位置 (x_i, y_i) と対応する画素値 f_i
の集合 $\{(x_i, y_i, f_i)\}$ と表され, この集合をレジス
トレーションデータと呼ぶことにする. レジストレ
ーションデータは概念的に図1の右下の観測データに
対応する.

このとき, 図1の左上の高解像度画像からレジス
トレーションデータに対応する位置の推定値は, 高
解像度画像とカメラモデルであるPSF(Point Spread
Function)との畳み込みとして求められる. MAP法

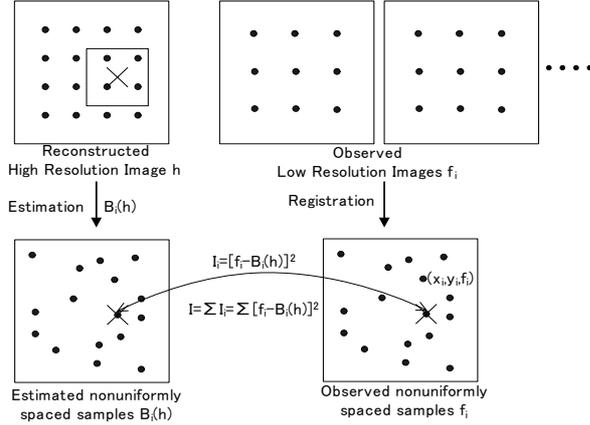


図 1. Model of Super-Resolution Process

の評価関数は、推定画素値と観測画素値の二乗誤差である誤差項と、高解像度画像の事前確率情報である拘束項の和として (1) 式のように表される。

$$I = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=0}^{N_l-1} [\mathbf{b}(x_i, y_i)^T \cdot \mathbf{h} - f_i]^2 + \alpha \|\mathbf{C}^T \cdot \mathbf{h}\|^2 \quad (1)$$

ここで、 \mathbf{h} は高解像度画像のベクトル表現を、 σ^2 は観測値のノイズの分散を、 $\mathbf{b}(x_i, y_i)$ は位置 (x_i, y_i) に対応する PSF カーネルのベクトル表現を、 \mathbf{C} は高解像度画像の事前情報をあらわす行列を、 α は拘束の強さを表す拘束パラメータを、それぞれ表す。また、 N_l は複数の低解像度画像の総画素数をあらわし、(2) 式のように低解像度画像の注目領域の大きさ ($W_l \times H_l$) と低解像度画像の枚数 F_l の積になる。

$$N_l = W_l \cdot H_l \cdot F_l \quad (2)$$

(1) 式の第一項である誤差項は誤差を正規分布と仮定したときに尤度となるので、誤差項のみを評価関数とする方法は ML 法 (最尤法) と呼ばれている。MAP 法の評価関数は、ML 法の評価関数に事前情報にもとづく拘束項を付加した形式となっており、ML 法に比べて安定的に解が求まる [1]。

(1) 式の評価関数の最小値を勾配法により求めるために必要な勾配は (3) 式のようにあらわせる。

$$\frac{\partial I}{\partial \mathbf{h}} = \frac{2}{\sigma^2} \sum_{i=0}^{N_l-1} \mathbf{b}(x_i, y_i) [\mathbf{b}(x_i, y_i)^T \cdot \mathbf{h} - f_i] + 2\alpha \mathbf{C} \cdot \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{h} \quad (3)$$

(1)・(3) 式は、どちらも第二項である拘束項の計算コストは、第一項の誤差項の計算コストに比べて小さい。また、誤差項を計算するために N_l 回の画素値推定計算が必要である。従って、高解像度画像を一回更新するための計算量は、誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数 N_e に比例し、 $\mathcal{O}(N_e)$ となる。つまり、画素値推定計算の回数を低減することにより、処理の高速化が期待される。このことより、本研究では評価関数の誤差項を計算するために必要な画素値推定計算の回数に着目する。

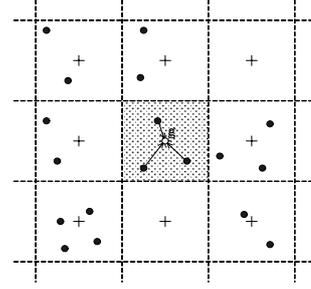


図 2. Segmentation of Observed Nonuniformly spaced samples: Black circles are continuous position of registration data, a white circle is discretized position of registration data, crosses represents discretizing grid and shaded region is neighbor region of the discretizing grid.

2.2 連続レジストレーションによる計算

(1)・(3) 式中のベクトル $\mathbf{b}(x_k, y_k)$ は、座標 (x_k, y_k) の関数である。また、位置ずれ量はサブピクセル推定により実数として得られるため、レジストレーションデータは全て異なる位置を有することになる。このように、全てのレジストレーション位置を実数のまま計算する方法を、ここでは連続レジストレーションによる計算と呼ぶ。

複数の低解像度画像が位置あわせされ、図 2 に示すような位置にレジストレーションデータが設定されているとする。連続レジストレーションによる計算は、図 2 中の黒丸で示す連続位置に対して画素値推定を行う方法である。

評価関数を計算するために、低解像度画像の総画素数 N_l 個の PSF カーネル $\mathbf{b}(x_k, y_k)$ を生成する必要があり、さらに N_l 回の画素値推定計算をする必要があるため、計算コストが大きい。例えば、低解像度画像の注目領域の大きさを 80×60 、低解像度画像数を 64 枚とすれば、 $N_l = 307200$ となり、非常に多くの PSF カーネルの生成および画素値推定計算が必要であることがわかる。また、PSF カーネルの大きさを 7×7 とした場合、全ての PSF カーネルを保持するのに必要なメモリ量は $60.2[\text{MB}]$ である。これは低解像度画像の注目領域のピクセル数に比例して大きくなる。例えば、注目領域を 160×120 とした場合必要なメモリ量は $240.8[\text{MB}]$ となる。このため、全ての PSF カーネルを保存するのではなく、逐次生成する方法が利用されることもある。

連続レジストレーションによる計算では、近似を行っていないため精密に高解像度画像が推定されることが期待されるが、その一方で、多くのメモリまたは計算時間が必要とされる。

本研究では、全ての PSF カーネルが保持できる十分なメモリが確保されているものとする。

2.3 離散レジストレーションによる計算

連続レジストレーションは計算コストが大きいため、レジストレーションデータの位置を適当な大きさの離散化点に丸めることにより離散化する方法が

よく用いられている。この方法をここでは離散レジストレーションによる方法と呼ぶ。

離散レジストレーションによる計算は、図2中の白丸で示す離散位置に連続位置を近似して画素値推定を行う方法である。

離散化点の間隔を、高解像度画像の画素サイズの整数分の $1(1/L)$ とすることを考える。このとき、画素単位までPSFカーネルを移動させることを考えると、必要なPSFカーネルは L^2 個で済むことがわかる。例えば、 $L=3$ とした場合は、低解像度画像の注目領域のサイズや枚数に関係なく、9個のPSFカーネルをあらかじめ用意しておけばよい。しかしながら、評価関数を計算するためには、連続レジストレーション同様に、複数の低解像度画像の総画素数 N_l 回の画素値推定計算が依然必要である。

3 高速化アルゴリズム

連続・離散レジストレーションによる計算では、評価関数を計算するために必要な画素値推定回数は複数の低解像度画像の総画素数に等しい。高速化アルゴリズムとして、画素値推定回数を低減させる方法を提案する。

図2中の網掛けの領域は、連続位置が離散化点 g に近似される領域を示しており、この領域を離散化点の近傍領域と呼ぶことにする。提案手法は、各離散化点に対して近傍領域を設定し、その近傍領域内に含まれるレジストレーションデータの画素値の平均値を利用し、その平均値と高解像度画像から近傍領域の代表点である離散化点に対して推定された画素値との二乗誤差を評価関数の誤差項とする方法である。例えば、図2中の網掛け領域のみに注目すれば、3個のレジストレーションデータがあるため従来方法では3回の画素値推定計算が必要である。一方、提案手法では平均画素値との誤差を考えているため、1回の画素値推定計算で済み、この領域に関して言えば、提案手法の計算コストは従来法の $1/3$ である。

離散化点の近傍領域に含まれるレジストレーションデータの個数が異なるため、平均値に対するノイズの分散はそれぞれ異なる。このことに注意すれば、提案手法の評価関数の誤差項 J_1 は(4)式のように表される。なお、添え字の1は評価関数の第一項の誤差項であることを示している。

$$J_1 = \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{1}{\sigma_j^2} [\mathbf{b}(x_j, y_j)^T \cdot \mathbf{h} - \bar{f}_j]^2 \quad (4)$$

ここで、

$$\bar{f}_j = \frac{1}{M_j} \sum_{i \in R_j} f_i \quad (5)$$

である。ここで、 N_g は離散化点の数を、 (x_j, y_j) は離散化点の位置を、 R_j は離散化点の近傍領域に含まれるレジストレーションデータの集合を、 M_j は離散化点の近傍領域に含まれるレジストレーションデータの個数を、 σ_j^2 は \bar{f}_j のノイズの分散を、それ

ぞれ表す。なお、添え字の j は離散化点の番号を表す。また、高解像度画像を生成する際の低解像度画像に対する倍率を Z とすれば、低解像度画像の大きさ($W_l \times H_l$)と離散化点間隔の高解像度画像の画素間隔に対する比 L を利用して、離散化点の数 N_g は(6)式のように表される。

$$N_g = Z^2 \cdot L^2 \cdot W_l \cdot H_l \quad (6)$$

さらに、観測画素のノイズの分散を σ^2 とすれば、平均値と分散の関係より[12]、 σ_j^2 は(7)式のように表される。

$$\sigma_j^2 = \frac{\sigma^2}{M_j} \quad (7)$$

(4)・(7)式より、提案手法の評価関数の誤差項は(8)式となる。

$$J_1 = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{j=0}^{N_g-1} M_j [\mathbf{b}(x_j, y_j)^T \cdot \mathbf{h} - \bar{f}_j]^2 \quad (8)$$

離散化点の近傍領域を設定し、その領域内に含まれるレジストレーションデータの平均画素値と高解像度画像から推定された画素値との二乗誤差を利用して、評価関数の誤差項を(8)式とする方法が提案手法である。

提案手法においても、離散レジストレーションによる計算と同じ位置に対して画素値推定計算を行うので、高解像度画像の画素間隔と離散化点の間隔の比を L とすれば離散レジストレーションによる計算と同様にPSFカーネルの必要個数は L^2 である。

次に、提案手法の計算量および提案手法と離散レジストレーションによる計算との関係について述べる。

3.1 計算量(画素値推定回数)の比較

提案手法も従来法と同様に、高解像度画像を一回更新するための計算量は $\mathcal{O}(N_e)$ であり、誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数 N_e に比例する。

(8)式より、 $M_j = 0$ のときは画素値推定計算は必要ないので、提案手法の画素値推定計算回数 N_e は(9)式のように表される。

$$N_e = \sum_{j=0}^{N_g-1} U(M_j) \quad (9)$$

ここで、

$$U(M) = \begin{cases} 1 & (M > 0) \\ 0 & (M \leq 0) \end{cases} \quad (10)$$

である。

ある離散化点の近傍領域に対して、レジストレーションデータがその領域内に存在すればレジストレーションデータの個数によらず、画素値推定計算は1回で済む。このため、誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数は離散化点の数を越えないことがわかる。これは、全ての M_j が1以上である場合である。また、全てのレジストレーションデータ

が異なる離散化点の近傍領域に存在する場合の画素値推定計算回数は、複数の低解像度画像の総画素数に等しい。これは、全ての M_j が 0 または 1 の場合である。以上のことから、提案手法の誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数 N_e について、(11) 式の関係が得られる。

$$N_e \leq \min(N_l, N_g) \quad (11)$$

従来法の誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数は N_l であるので、提案手法の画素値推定計算回数は、必ず従来法以下であることがわかる。また、(6) 式より離散化点の数 N_g は、低解像度画像の数のよらないので、低解像度画像の数を増加させても、画素値推定計算回数は一定値 N_g を超えない。その一方で、従来法では誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数は、複数の低解像度画像の総画素数 N_l に等しい。従って、(2) 式に示すように画素値推定計算回数も低解像度画像の数に比例し、増加する。

3.2 離散レジストレーションによる計算との関係

(8) 式を誤差項とした評価関数に基づく提案手法により求められる高解像度画像と、離散レジストレーションによる計算で求められる高解像度画像が、原理的に一致することをここでは示す。

離散レジストレーションの誤差項 I_1 と提案手法の誤差項 J_1 には、(12) 式の関係がある。証明は付録に附す。

$$I_1 - J_1 = \sum_{j=0}^{N_g-1} M_j s_j^2 \quad (12)$$

ここで、

$$s_j^2 = \frac{1}{M_j} \sum_{i \in R_j} (f_i - \bar{f}_j)^2 \quad (13)$$

である。(12) 式の右辺は、低解像度画像が観測されれば定まる定数である。従って、離散レジストレーションの誤差項 I_1 と提案手法の誤差項 J_1 の形状は、定数成分を除き、一致している。つまり、 I_1 と J_1 はその微分と最小値が完全に一致することを表している。拘束項が等しければ、誤差項を I_1 とした場合と、誤差項を J_1 とした場合とで、(1) 式による最適化計算によって得られる高解像度画像も完全に一致する。

前節の結果とあわせると、提案手法は離散レジストレーションによる計算と等しい高解像度画像を生成し、かつ提案手法の計算コストは必ず離散レジストレーションによる計算の計算コスト以下であることがわかる。

4 合成画像による実験結果

提案手法と従来法の比較を行った。ISO/DIS 12640(ISO 400)の基準画像の一部を真値とし、PSFとして標準偏差 0.3 のガウシアンを用いて、位置ずれを発生させながら 64 枚の合成画像を生成し、低解像度画像とした。大きさ 80×60 の低解像度画像の注

目領域を、倍率 3.2 倍で拡大し、 256×192 の大きさの高解像度画像を MAP 法により再構成した。連続レジストレーションによる計算、離散レジストレーションによる計算および提案手法の計算時間をそれぞれ、測定した。

MAP 法の拘束項には 4 近傍の MRF を仮定し [11]、拘束パラメータ α は 0.3 とした。また、最適化計算には Fletcher-Reeves の共役勾配法を利用し [14]、初期画像は基準となる低解像度画像をバイキュービック補間により拡大した画像を利用している。主な計算の条件を表 1 にまとめる。

図 3 に真値とした画像を、図 4 に生成した低解像度画像のひとつを、図 5 に連続レジストレーションによる計算結果を、図 6 に提案手法による計算結果を、それぞれ示す。離散レジストレーションによる計算結果は、前節でも述べたとおり、提案手法による計算結果と等しいため、省略した。なお、実際に離散レジストレーションによる計算と提案手法の出力画像を比較したところ、差の絶対値の最大が 0.01、RMS error は 0.00 であり、実験的にも二つの方法が等しい結果を出力することが確認された。また、3 種類の方法の計算時間、計算量や真値との RMS error などの比較を表 2 にまとめる。計算時間に関しては、評価関数の最適化計算にかかる時間を処理時間とし、PSF カーネルの生成などに必要な時間を前処理時間として、それぞれ別にまとめている。なお、計算には 2.8[GHz](Pentium 4) の CPU を使用した。

まず、主観評価として、図 5、図 6 ともに、図 4 と比較して解像感があがっていることが確認される(特に右下の楽器の部分)。真値と比較した RMS error では、提案手法のほうが連続レジストレーションよりも 0.16 大きくなっているが、図 5 と図 6 からはその違いはほとんど確認されない。計算時間では、提案手法は連続レジストレーションの計算と比較して 2.7 倍、離散レジストレーションの計算と比較して 1.4 倍の高速化がはかれている。連続レジストレーションによる計算では、非常に多くの PSF カーネルを必要としているので、PSF カーネルを生成する前処理時間が多くかかっていることが確認できる。提案手法は、離散レジストレーションによる計算と比較して、計算量に相当する評価関数を計算するために必要な画素値推定計算回数は 72.3[%] に、実際の計算時間は 71.9[%] に、それぞれ減少しており、理論的な計算量の減少と実際の計算時間の減少がよく一致している。

4.1 離散化点間隔と計算時間・計算精度

離散化点間隔と計算時間および計算精度の関係を検討するために、提案手法と離散レジストレーションによる計算に対して、離散化点間隔を変化させたときの計算時間と RMS Error を測定した。その結果を図 7 に示す。なお、RMS Error については 2 種類の方法で共通である。

離散化レジストレーションによる計算の計算時間は、離散化点間隔によらず一定である。一方で、提案手法は計算時間と RMS Error では離散化間隔をパ

表 1. Calculation Condition

Size of LRIs	80 × 60
Number of LRIs	64
PSF	Gaussian($\sigma = 0.3$)
Magnification factor	3.2
Discretizing grid ratio	3
α	0.3
Iteration	20

表 2. Comparison of three calculation methods for synthetic images

Method	Continuous registration	Discrete registration	Proposed method
Num. of kernel	307200	9	9
Calculation amount*	307200	307200	221952
Preprocess time [sec]	10.3	0.3	0.3
Process time [sec]	14.1	12.5	8.9
Total time [sec]	24.4	12.8	9.2
Total time ratio	2.7	1.4	1.0
RMS error	2.81	2.97	2.97

* Calculation amount is equal to number of estimation to calculate evaluation function.

ラメータとしてトレードオフの関係にあることが確認される。また、 $L = 6$ 以降では提案手法の計算時間は、離散化レジストレーションによる計算とほぼ一致している。これは、(11) 式の関係式で、提案手法の誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数 N_e が複数の低解像度画像の総画素数 N_l に一致し、提案手法と離散化レジストレーションによる計算の計算量が一致するためであると考えられる。ただし、提案手法と離散化レジストレーションによる計算の計算量が一致する離散化点間隔は低解像度画像間の位置ずれの仕方にも関係があるため、その傾向は異なる場合がある。

4.2 低解像度画像枚数と計算時間

低解像度画像枚数と計算時間の関係を検討するために、離散化点間隔を高解像度画像の画素間隔の場合 ($L = 1$) の提案手法と離散レジストレーションによる計算に対して、低解像度画像枚数を変化させたときの誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数と計算時間を測定した。その結果を、図 8 に示す。また、このときの真値との RMS の変化を図 9 に示す。なお、RMS の変化は提案手法と離散レジストレーションによる方法で共通である。

まず、図 9 から、低解像度画像枚数を増やすことにより、RMS が低下し高精度に高解像度画像が推定されることが確認される。しかしながら、離散化レジストレーションによる計算では、低解像度画像枚数の増加に比例して、誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数が増えている。その結果として、計算時間も同様に長くなっている。そのため、低解像度画像枚数を増加させることは RMS を低下させる効果があるものの、従来の方法では計算コストも同様に増加する。一方、提案手法は、低解像度画像枚数が増加しているにもかかわらず、誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数は一定値のま



図 3. Ground truth for synthetic image



図 4. Sample of synthetic low resolution images



図 5. SR result from synthetic images by continuous registration method



図 6. SR result from synthetic images by discrete registration method and proposed method

までである。実際、画素値推定回数は低解像度画像枚数が 100 枚で離散化点数 (この例では 49152) となり、それ以後、低解像度画像枚数が増加しても、増加していない。このことは、提案手法の誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数 N_e が離散化点数を超えないことを示している (11) 式の関係式に一致している。また、低解像度画像枚数 100 と 200 のときに計算時間を比較すると、離散化レジストレーションによる計算ではそれぞれ、19.5[sec], 39.5[sec] であるのに対して、提案手法ではそれぞれ、2.3[sec], 2.4[sec] である。低解像度画像枚数により効果は異なるが、提案手法により低解像度画像枚数 100 枚のと

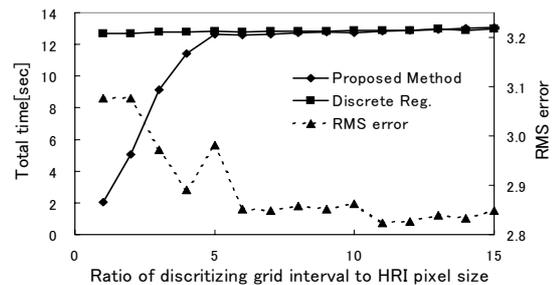


図 7. Relationship between discretizing grid interval and calculation time, RMS error.

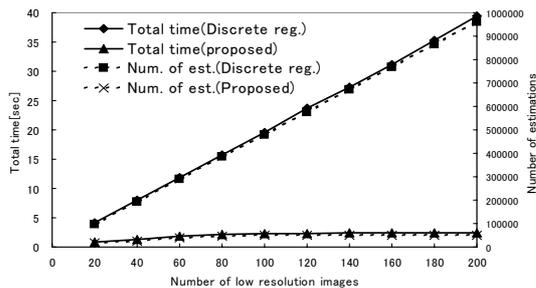


図 8. Relationship between number of LRIs and calculation time by proposed method and discrete registration method

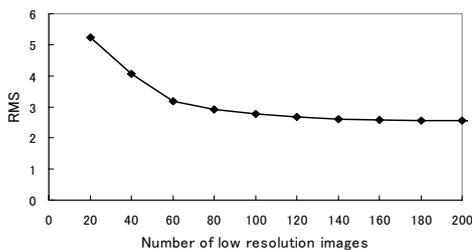


図 9. Relationship between number of LRIs and RMS by proposed method

き 8.5 倍, 200 枚のとき 16.5 倍の高速化の効果が確認される。

さらに, 図 8 より, 誤差項を計算するために必要な画素値推定回数と計算時間の間に強い相関関係がみられる。相関係数を計算すると, 離散レジストレーションによる計算で 1.00, 提案手法で 0.99 である。従って, 超解像処理の計算量は誤差項を計算するために必要な画素値推定回数 N_e に比例し, $O(N_e)$ であることが, 実験的にも確認された。

5 実画像による実験結果

Sony VX2000 を利用し動画を撮影し, カラー画像を 8 ビット階調のグレースケールに変換した後, 表 1 の条件によって超解像処理を行った。なお, 画像間の位置ずれが平行移動となるようにカメラを固定し, 撮影対象を平行に移動させた。また, 位置合わせには二次元同時マッチングを利用した [13]。

図 10 に低解像度画像を高解像度画像の大きさに拡大した図を, 図 11 に連続レジストレーションによって推定された高解像度画像を, 図 12 に提案手法によって推定された高解像度画像を, それぞれ示す。各図では, 左側に全体図を, 右側に一部を拡大した図を示してある。なお, 離散レジストレーションによる計算と提案手法による出力画像では, 差の絶対値の最大値も RMS Error もともに 0 であるため, 離散レジストレーションによる計算の出力画像は省略している。

合成画像での検討と同様に計算時間の比較を表 3 にまとめる。実画像の場合でも, 提案手法は, 離散レジストレーションによる計算と比較して 1.4 倍, 連続レジストレーションによる計算と比較して 2.4 倍, 高速になっている。離散レジストレーションによる

計算に対して, 提案手法は誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数の比は 1.5 倍, 計算時間の比は 1.4 倍である。実画像に対する実験においても, 計算量である誤差項を計算するために必要な画素値推定計算回数の減少と実際の計算時間の減少がよく一致している。

6 むすび

本研究では, 繰り返し更新処理が必要な再構成型超解像処理に対して, 更新ごとに必要な計算コストを低減させることを目的とした高速化アルゴリズムを提案した。

提案手法は, 高解像度画像空間に離散化点とそれに対応する近傍領域を設定し, 近傍領域内に含まれる低解像度画像の画素の平均画素値を利用し, その平均画素値と離散化点に対して高解像度画像から推定された推定画素値との誤差を最小にする方法である。このとき, 単純に平均画素値を利用するのではなく, 近傍領域内に含まれる低解像度画像の画素数を考慮することにより, 従来法の離散レジストレーションによる計算と理論的にも実験的にも等しい出力が得られることを確認した。

また, 繰り返し回数を固定した場合の超解像処理の計算量は, 評価関数を計算するために必要な画素値推定計算回数に比例することを指摘し, 実験的にも確認した。

提案手法と従来法の離散レジストレーションによる計算と, 理論的な計算量および実際の計算時間で比較したところ, 低解像度画像枚数などの条件により異なるが, 理論的な計算量と実際の計算時間で高速化の効果が確認された。さらに, 理論的な計算量の効果と実際の計算量での効果がよく一致していることも確認された。

参考文献

- [1] Sung C. P., Min K. P. et al; Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview, IEEE Signal Proc. Magazine, Vol.26, No.3, pp.21-36(2003)
- [2] B.C. Tom and A.K. Katsaggelos; Reconstruction of a high-resolution image by simultaneous registration, restoration, and interpolation of low-resolution images, Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, Vol.2, pp.539-542(1995)
- [3] R.R. Schulz and R.L. Stevenson; Extraction of high-resolution frames from video sequences, IEEE Trans. Image Processing., Vol.5, pp.996-1011(1996)
- [4] H.Stark and P.Oskoui; High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections, J. Opt. Soc. Am. A, Vol.6,pp.1715-1726(1989)
- [5] 後藤, 奥富; 単板カラー撮像素子の RAW データを利用した高精細画像復元, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.45, No.SIG 8(CVIM 9), pp.15-25(2004)

- [6] T.Goto and M.Okutomi; Direct Super-Resolution and Registration Using Raw CFA Images, Proc. of IEEE Computer Society Conference on CVPR, Vol.II, pp.600-607(2004)
- [7] N.Nguyen, P. Milanfar et al; A Computationally Efficient Superresolution Image Reconstruction Algorithm, IEEE Trans. Image Processing, Vol.10, No.4, pp.573-583(2001)
- [8] M. Elad and Y.H.Or; A Fast Super-Resolution Reconstruction Algorithm for Pure Translational Motion and Common Space-Invariant Blur, IEEE Trans. Image Processing, Vol.10, No.8, pp573-583(2001)
- [9] R.C. Hardi, K.J. Barnard and E.E. Armstrong; Joint MAP Registration and High-Resolution Image Estimation Using a Sequence of Undersampled Images, IEEE Trans. Image Processing, Vol.6, No.12, pp.1621-1633(1997)
- [10] B. Zitová and J. Flusser; Image registration methods: a survey, Image and Vision Computing, Vol.21, No.11, pp.977-1000(2003)
- [11] D. Capel; Image Mosaicing and Super-resolution, Springer(2003)
- [12] 宮川; 統計技法, 共立出版 (1998)
- [13] 清水, 奥富; 領域ベースマッチングのための2次元同時サブピクセル推定法, 信学論 (D-II), Vol.J87-D-II, No.2, pp.554-564(2004)
- [14] W.H.Press, S.A.Teukolsky et al; Numerical Recipes in C++, Cambridge University Press(2002)
- [15] 清水, 矢野, 奥富; 2次元サブピクセル同時推定を拡張した画像変形Nパラメータ同時推定, 情報処理学会 研究報告 2004-CVIM-143, Vol.2004, No.26, pp.81-88(2004)

A 提案手法と離散レジストレーションによる計算の等価性の証明

$\sigma^2 = 1$ として (12) 式の証明を行う。

足し算の順番をかえることにより, 離散レジストレーションによる計算の誤差項 I_1 は (14) 式のように表すことができる。

$$I_1 = \sum_{j=0}^{N_g-1} \sum_{i \in R_j} [\mathbf{b}(x_j, y_j)^T \cdot \mathbf{h} - f_i]^2 \quad (14)$$

(8)・(14) 式より次の関係が得られる。

$$I_1 - J_1 = \sum_{j=0}^{N_g-1} \left\{ \sum_{i \in R_j} [\mathbf{b}(x_j, y_j)^T \cdot \mathbf{h} - f_i]^2 - M_j [\mathbf{b}(x_j, y_j)^T \cdot \mathbf{h} - \bar{f}_j]^2 \right\} \quad (15)$$

$$= \sum_{j=0}^{N_g-1} M_j \left\{ \frac{1}{M_j} \sum_{i \in R_j} f_i^2 - \bar{f}_j^2 \right\} \quad (16)$$

一方, (13) 式の s_j^2 はよく知られた分散の関係式より (17) 式のように変形できる。

$$s_j^2 = \frac{1}{M_j} \sum_{i \in R_j} f_i^2 - \bar{f}_j^2 \quad (17)$$

(16)・(17) 式より, (12) 式が得られる。



図 10. Sample of observed image



図 11. SR result with continuous registration for real image



図 12. SR result with discrete registration and proposed method for real image

表 3. Comparison of three calculation methods for real images

Method	Continuous registration	Discrete registration	Proposed method
Num. of kernel	307200	9	9
Calculation amount*	307200	307200	210816
Preprocess time [sec]	11.6	1.4	1.5
Process time [sec]	14.2	12.4	8.3
Total time [sec]	25.8	13.8	9.8
Total time ratio	2.6	1.4	1.0

* Calculation amount is equal to number of estimation to calculate evaluation function.