

修士論文

# 複数画像を用いた超解像度画像 作成手法の改良

李 昊

平成21 年度入学

島根大学大学院 総合理工学研究科修士課程

数理・情報システム学専攻 計算機科学講座

指導教官 田中章司郎

# 目次

目次 .....	2
第1章 序論 .....	4
1.1 研究の背景と目的 .....	4
第2章 超解像技術の概要 .....	5
2.1 画像劣化 .....	5
2.2 高解像度画像再構成 .....	6
2.2.1 一枚画像で補間 .....	7
2.2.2 複数画像で再構成 .....	10
2.3 超解像度技術 .....	11
2.3.1 原理と手法 .....	11
2.3.2 運動推定 .....	11
2.3.3 画像再構成 .....	11
2.3.4 鮮明化 .....	12
第3章 超解像処理手法の実装 .....	13
3.1 超解像度処理手法 .....	13
3.2 運動推定手法 .....	13
3.2.1 特徴点抽出 .....	13
3.2.2 位置合わせ .....	15
3.3 再構成手法 .....	17
3.4 鮮明化手法 .....	17
第4章 改良手法 .....	20
4.1 運動推定の改良 .....	20
4.1.1 特徴点抽出手法の改良 .....	20
4.1.2 SIFT 位置合わせ .....	22
4.2 再構成の改良 .....	24
4.2.1 自適応補間法 .....	24
4.2.2 MAP 法で再構成 .....	26
4.3 鮮明化の改良 .....	26
第5章 結果比較 .....	28
5.1 劣化画像の作成 .....	29

5.2	特徴点抽出の比較 .....	30
5.3	補間手法の比較 .....	31
5.4	再構成手法の比較 .....	36
5.5	鮮明化手法の比較 .....	37
5.6	総合的比較 .....	38
第6章	結論 .....	42
6.1	まとめ .....	42
6.2	今後の課題 .....	42
	謝辞 .....	44
	文献 .....	45

# 第1章 序論

## 1.1 研究の背景と目的

近年、医学診断、衛星画像、監視ビデオ等で、更に多くの細かい点と情報を提供する高解像度画像が必要になってきた。しかし CCD などの撮像素子は画素数が大きくなるほど読み出しに時間がかかる、感度が低下するためぶれやくすなるなどの問題があり、動体の撮影が困難になる。通常必要とされるものよりもはるかに少ないデータから画像を再構成することを目的とする、いわゆる「超解像度技術」(Super-resolution) [1]の問題がしばしば論じられるようになった。この問題の一つの対処法として超解像により画素数の小さい撮像系を用いてセンサの解像度以上の高解像度画像を得ることが望まれる。ソフトウェア画像の解像度を高めて、ハードウェアシステムの制約を超えて高解像度画像を実現することには大きな意義がある。この技術は、セキュリティー防犯分野では犯人や車のナンバーが映し出された防犯カメラ映像を、医療分野では患部のデジタル画像を鮮明化・高画質化するために利用されている。

本研究は複数枚の低解像度観測画像を利用して超解像度技術の三段階(運動推定, 画素再構成, 鮮明化)に従って、鮮明度向上のために複合的に従来の手法を改良することを目的とする。

## 第2章 超解像技術の概要

### 2.1 画像劣化

画像の解像度とは、ビットマップ画像における画素の密度を示す数値である。すなわち、画像を表現する格子の細かさを解像度と呼ばれる小さな点を縦横に並べ、それらの点の輝度を別々に制御することで画面を表示している。一般に使用されている液晶ディスプレイでは赤・緑・青の3つのサブ画素（サブ・ドット）のそれぞれの輝度を制御することで多様な色を生み出しており、通常はサブ画素3つ合わせて1つの画素になっている。

従って同一の表示サイズで比較する場合、画素数が多いほど細やかで綺麗な表示が可能となる（図2.1に示す）。つまり、表示画面上の長さ当たりに存在する画素数（解像度）によって表示の精細度が定められる。



図 2.1 解像度の劣化 [2]

CCD カメラ (Charge Coupled Device Image Sensor) でデジタル画像を撮った写真は実物より解像度劣化になる。解像度劣化することは図 2.2 に示す, 四つの原因 (1. Optical Distortion 2. Aliasing 3. Motion Blur 4. Noise) がある [3]。

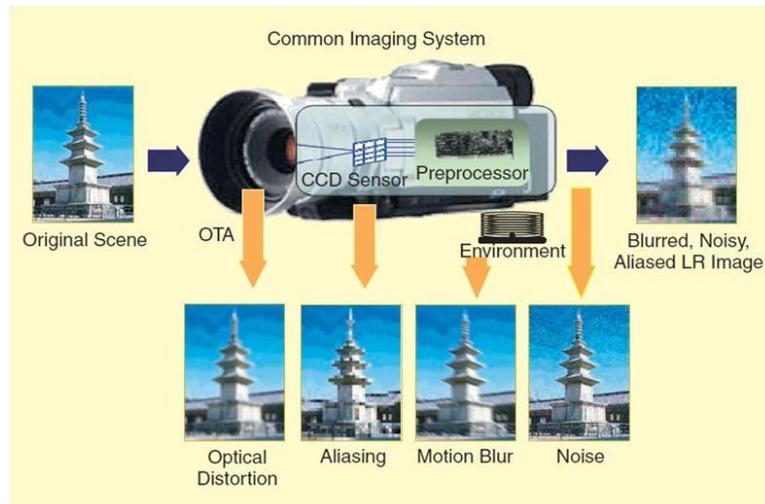


図 2.2 画像劣化の原因 [3]

画像劣化のモデルは (1) 式で表される。

$$y_k = D B_k M_k x + n_k \quad (1)$$

$x$  は原画像,  $y$  は劣化画像,  $D$  はサブサンプリング行列 (subsampling matrix),  $B$  はぼやけ行列 (blur matrix),  $M$  は幾何変形行列 (warp matrix),  $n$  はノイズ (noise),  $k$  は複数枚画像である。

超解像度技術では式 (1) に示す, 劣化行列  $D$ 、 $B$ 、 $M$  と  $n$  (サブサンプリング行列とぼやけ行列と幾何変形行列とノイズ行列) を除去するために, 三段階処理 (運動推定、画素再構成、鮮明化) が必要だ。運動推定は幾何変形行列を除去して, 画素再構成はサブサンプリング行列とぼやけ行列を除去して, 鮮明化はノイズ行列を除去する。

## 2.2 高解像度画像再構成

画像超解像度の概念 [4] [5] は Harris と Goodman が 1960 年代に提案した。最初に一枚画像で画像復元方法の概念を提案した。その後, 多くの研究者がそれに関する研究を行い, 各種の方法を提案した。しかし実際の応用の中で理想の結果を獲得していなかった。

### 2.2.1 一枚画像で補間

解像度の異なる表示装置を用いる場合には、解像度変換によって画像の解像度を合わせる必要がある。従って、デジタル画像を取り扱う際には、解像度変換は欠くことのできない技術と言える。一般に、解像度変換は画素補間によって実現される。代表的な補間手法として線形補間法、線形補間法、3次畳み込み法等が挙げられる [6]。

#### 最近傍法 (Nearest Neighbor)

最近傍法はアルゴリズムが単純なため、処理速度が高速である。しかし、変換後の画像は、画素の形状をそのまま引き伸ばすため劣化が大きいことがデメリットである。

最近傍法の補間関数  $\phi(t)$  は公式 (2) のようになる。

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 & (-0.5 \leq t < 0.5) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$t$  は補間ところから近傍の画素値までの距離である、補関関数  $\phi(t)$  は補間係数である。

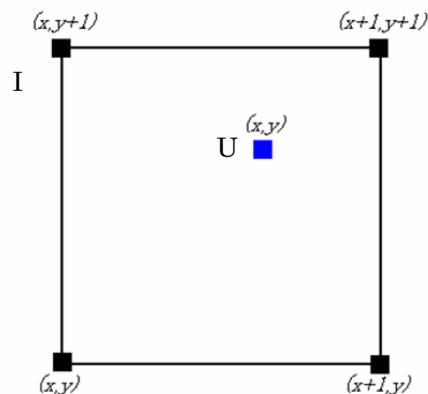


図 2.3 最近傍補間法

図 2.3 に示す、 $I$  は原画像の画素値、 $U$  は補間の画素値である。最近傍法で補間の画素値は公式 (2) によって、 $U(x, y) = \phi(t) \times I(x, y+1) + \phi(t) \times I(x+1, y+1) + \phi(t) \times I(x, y) + \phi(t) \times I(x+1, y)$ 。つまり、 $U(x, y) = 0 \times I(x, y+1) + 1 \times I(x+1, y+1) + 0 \times I(x, y) + 0 \times I(x+1, y)$ 。それは  $U(x, y) = I(x+1, y+1)$ 、実は補間画素値は補間の所により、距離最近の  $I(x+1, y+1)$  になる。

#### 線形補間法 (Bilinear)

線形補間法は、標本点と標本点の間の画素値は線形であると考え、補間点を囲む4個

の標本点を用いて補間点の画素値を求める。最近傍法ほどではないが、比較的単純な処理であり、高速な実行が可能である。また、平滑化の効果で最近傍法よりも自然な変換画像が得られる。しかし、急激に画素値が変化する斜め方向のエッジ付近においてジャギーと呼ばれるノイズが発生し画像全体で鮮鋭性が損なわれる。

線形補間法の補関数  $\phi(t)$  は公式 (3) のようになる。

$$\phi(t) = \begin{cases} t+1 & (-1 \leq t < 0) \\ -t+1 & (0 \leq t \leq 1) \end{cases} \quad (3)$$

$t$  は補間ところから近傍の画素値までの距離である、補関数  $\phi(t)$  は補間係数である。

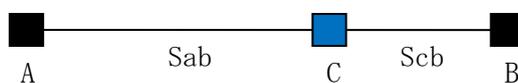


図2.4 一次元線形補間法

図2.4に示す、一次元線形補間法では、AとBは原画像の画素値、Cは補間の画素値、Sabは画素Aから画素Bまでの補間距離、Scbは画素Cから画素Bまでの補間距離、それはSab+Scb=1である。公式 (3) によって、補間画素値は  $C = \phi(t) \times A + \phi(t) \times B = (1-t) \times A + t \times B = Scb \times A + Sab \times B$ 。

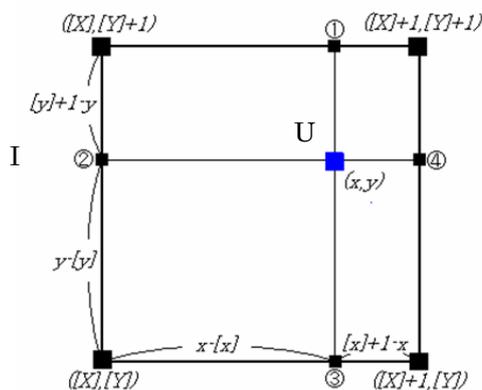


図 2.5 二次元線形補間法

図 2.5 に示す、I は原画像の画素値、U は補間の画素値である。二次元線形補間法では、まず縦で一次元線形補間法で補間して、画素値②と画素値④を求めて、後で求めた画素値②と画素値④で二次元線形補間法で、補間値  $U(x, y)$  を求める。

### 3 次畳み込み法 (Bicubic)

補関数には3次近似したsinc関数  $\phi(t) = \sin \pi t / \pi t$  が用いられる。Sinc 関数に

畳み込み処理を行うことで、原信号を完全に復元することができるが知られている。しかし、Sinc関数は無限の台を持つため、これを式(4)のように区分的3次多項式で近似して用いるのが3次畳み込み内挿法である。最近傍法、線形補間法と比較して、画像品質は最も優れているが、計算量が他の手法よりも多く処理時間がかかる。

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 - 2|t|^2 + |t|^3 & (0 \leq t < 1) \\ 4 - 8|t| + 5|t|^2 - |t|^3 & (1 \leq t \leq 2) \\ 0 & (2 \leq |t|) \end{cases} \quad (4)$$

tは補間ところから近傍の画素値までの距離である、補間関数 $\phi(t)$ は補間係数である。

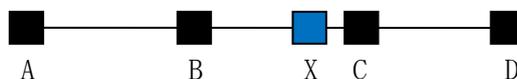


図2.6 二次元畳み込み法

図2.6に示す、二次元畳み込み法では、A、B、C、Dは原画像の画素値、Xは補間の画素値、公式(3)によって、補間画素値は $X = \phi(t) \times A + \phi(t) \times B + \phi(t) \times A + \phi(t) \times B$ である。

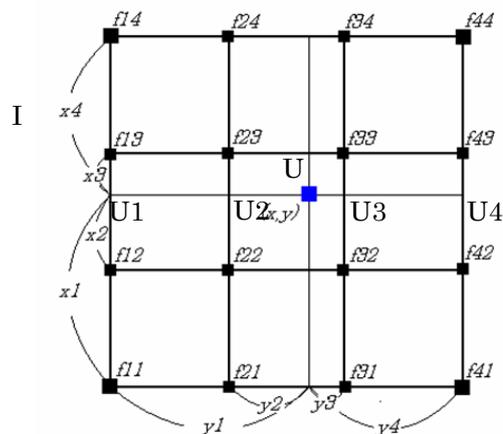


図2.7 三次元畳み込み法

図2.7に示す、Iは原画像の画素値、Uは補間の画素値である。三次元畳み込み法では、まず縦で二次元畳み込み法で補間して、画素値U1、U2、U3、U4を求めて、後で求めた画素値U1、U2、U3、U4で三次元畳み込み法で、補間値U(x,y)を求める。図2.8は、上記の方法の比較である。

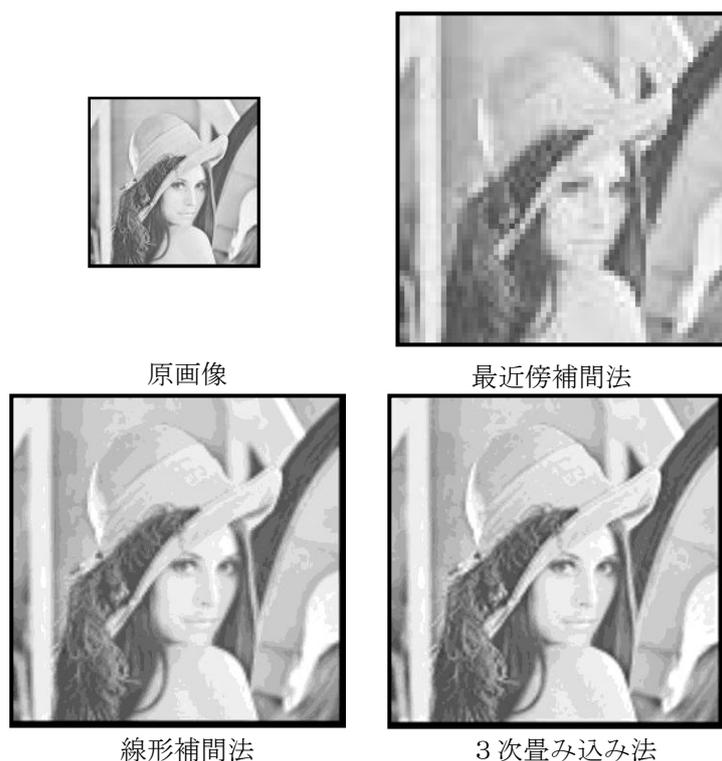


図2.8 補間法の比較 [2]

### 2.2.2 複数画像で再構成

1枚のデジタル画像はその画素の数しか情報を持っていないので、それよりも高い解像度の画像を生成するためには情報が足りない。1980年代初期、Tsai と Huang [1] は複数枚画像を用いて超解像度画像復元方法を初めて提案した。そこで、対象物を撮影した画像を複数用いて情報を補完することによって、より高い解像度の画像を生成する。必要となる複数の画像は対象をある程度同じ角度から記録した動画から得ればよい。

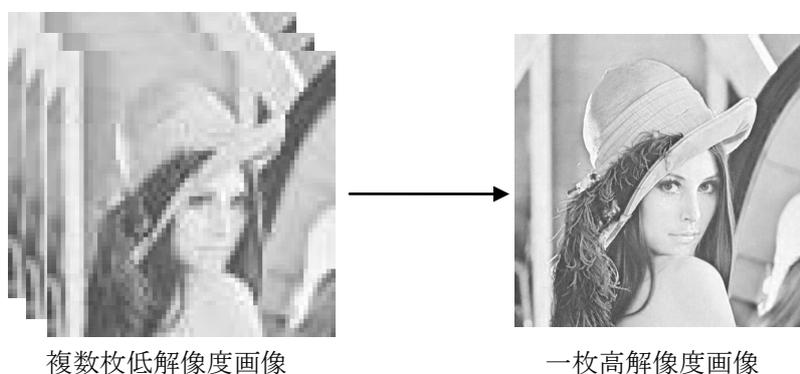


図2.9 複数枚画像を用いて超解像画像復元方法

図2.9は超解像度画像復元方法（複数枚画像を用いて復元方法），複数枚低解像度画

像で一枚高解像度画像を生成すること。

## 2.3 超解像度技術

### 2.3.1 原理と手法

超解像技術は画像劣化のモデルに基づいて、動画や静止画連写などで得られる複数の低解像度画像を組み合わせ、計算により高解像度の画像を作り出す技術である。超解像技術の手法では、観測画像の運動推定 (Motion Estimation) , (HR 画素枠に) 再構成 (Interpolation onto an HR Grid) , 鮮明化 (ぼやけを直してノイズを除去する Restoration for Blur and Noise Removal) この三段階 [2] の処理が必要である。三段階によって、元の画像では識別不可能であった人の顔や文字、風景などを高解像度化・鮮明化し、判別することが可能になる。また画像に含まれるノイズも綺麗に除去する。

### 2.3.2 運動推定

複数の画像を統合して高解像度画像を生成する処理を再構成処理という。元画像がちょうど半画素ずつずれていれば、再構成処理は簡単にできる。しかし、多くの場合、適当に撮影された画像は正確に半画素ずつずれているわけではない。それらは平行移動、回転、スケール変化などさまざまなずれ方をしている。そのため、再構成処理をする前に、複数の元画像の位置を合わせる処理が必要となる。

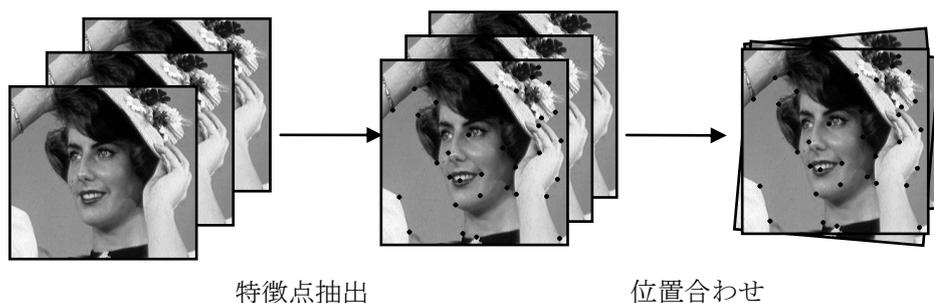


図 2.10 観測画像の運動推定過程

運動推定は、観測画像中の特徴点を抽出し、個々の観測画像で抽出された特徴点同士をマッチングさせることによって位置合わせる。

### 2.3.3 画像再構成

再構成処理では、生成する高解像度画像の画素値はすべて未知であるため、近似を用いずに計算して決定することが非常に難しい。そこで、次のような方法をとる。まず初めに、目標となる高解像度画像の画素値を仮定した後、観測画像を生成する。観測画像とは、前述の位置合わせ処理を施した複数の低解像度画像を重ねた画像のことであり、その中では画素値を持つ点が散在している。次に、比較用に仮定した、高解像度画像にする予定の画像にカメラモデルを適用させ、観測画像の各点と対応する点の画素値を計算する。こうして求めた仮の画像の画素値と、観測画像の画素値の差が小さくなるように、仮の画像を修正する。この修正された画像を基にして、修正を何度も繰り返すことにより、実シーンに近い高解像度画像を得ることができる。これまでに説明してきた超解像処理は計算に長い時間がかかるという欠点がある。特に再構成処理では、観測画像の全ての画素に関して高解像度画像にカメラモデルを適用させる計算を何度も繰り返すため、計算量が膨大である。

#### 2.3.4 鮮明化

画像データの情報を解析、処理することにより画像のボヤケを改善し、高画質化を実現する技術である。特に、画像データを拡大処理する際に生じるボヤケにおいて、人物や物体の輪郭部分となる画素の表現調整を行い、画質の補正や色再現性を高め、様々なフィルタで画像の鮮明化が実現できる。

画像の濃度値が本来は急変しているべき輪郭の部分などで濃度値の変化が緩やかになっている場合、図形の輪郭がぼやけた画像になる。このような画像に対しては、濃度値の変化を強調（その部分を微分）することで鮮明な画像を得ることができる。

## 第3章 超解像処理手法の実装

### 3.1 超解像度処理手法

画像超解像度の概念 [4] [5] は Harris と Goodman が 1960 年代で提案した。最初に一枚画像で画像復元方法の概念を提案した。あとで、たくさんの方はそれに対して研究を行った、そして各種の方法を提案した。しかし実際の応用の中で理想の結果を獲得していなかった。1980 年代初期、Tsai と Huang [1] は複数枚画像を用いて超解像画像復元方法を初めて提案した。その後、超解像度画像の研究に対して大幅な進展を得た。超解像度の方法は主に周波数法と幾何法 2 種類がある。いずれの方法も運動推定 (Motion Estimation) , (HR 画素枠に) 再構成 (Interpolation onto an HR Grid) , 鮮明化 (ぼやけを直してノイズを削除する Restoration for Blur and Noise Removal) この三段階の処理が必要である [3] 。

### 3.2 運動推定手法

元画像がちょうど半画素ずつずれていれば、再構成処理は簡単にできる。しかし、多くの場合、適当に撮影された画像は正確に半画素ずつずれているわけではない。それらは平行移動、回転、スケール変化などさまざまなずれ方をしている。そのため、再構成処理をする前に、複数の元画像の運動推定処理が必要となる。

運動推定処理では、ある基準となる画像と、変化させたい 1 枚の入力画像を用意する。これら 2 枚の画像の差が小さくなるように、入力画像を変形させるパラメータを更新していくのが、位置合わせ処理の基本的な方法である。基準画像と入力画像中の特徴点を抽出し、個々の基準画像で抽出された特徴点同士をマッチングさせることによって画素値 (画素の持っている色情報) の類似度を用いて評価される。この類似度を最大化することで位置合わせ処理となる。このようにして、位置合わせ処理は、二つの画像と変形パラメータを考慮した評価関数の最小化問題として定式化され、これを解くことによって画像の位置を合わせることができる。

#### 3.2.1 特徴点抽出

画像の特徴点は多くの情報量がある点を指す。このことから、精度の良い対応を求めるには、二次元空間でその画素の近傍で色や濃淡変化の激しい点を選べばよいことになる。そのような点に高い値を与える関数が特徴点抽出のオペレータである。

### Moravec オペレータ

Moravec オペレータ [7] は、ある点の近傍の輝度値の各方向の分散を評価し、テンプレートとの局所相関をとる手法である。Moravec オペレータは公式(5)で評価する。

$$\text{Moravec} = \frac{1}{8} \sum_{k,l=0,\pm 1} |f(x+k, y+l) - f(x, y)| \quad (5)$$

$x, y$  は画素の座標であり、 $f$  は画素  $(x, y)$  の輝度値である。式(5)はすなわち、画素に隣接した8つの点のみに対して評価を行うことを示している。

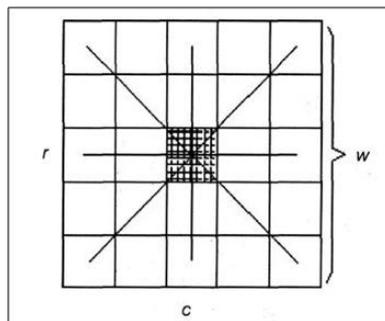


図3.1 Moravecオペレータ



原画像



Moravec で特徴点抽出

図3.2 Moravecオペレータで特徴点抽出

### Harris オペレータ

Moravec オペレータの8方向の検索によって得ることに対して、Harris オペレータ [10]は任意方向へ検索して特徴点を得ることができる。Harris らは、Moravec オペレータの展開について、検出された特徴点に対し、画像の回転に頑健な局所特徴量を記述した [11]。これにより、回転変化が生じても画像間のマッチングや認識を行うことが可能となった。

$$\mathbf{M} = \mathbf{G}(\tilde{\mathbf{s}}) \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{g}_x^2 & \mathbf{g}_x \mathbf{g}_y \\ \mathbf{g}_x \mathbf{g}_y & \mathbf{g}_y^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$\mathbf{g}_x$  はX方向のガウス分布による平滑化。 $\mathbf{g}_y$  はY方向のガウス分布による平滑化を表す。 $\mathbf{G}(\tilde{\mathbf{s}})$ はガウスフィルタである。

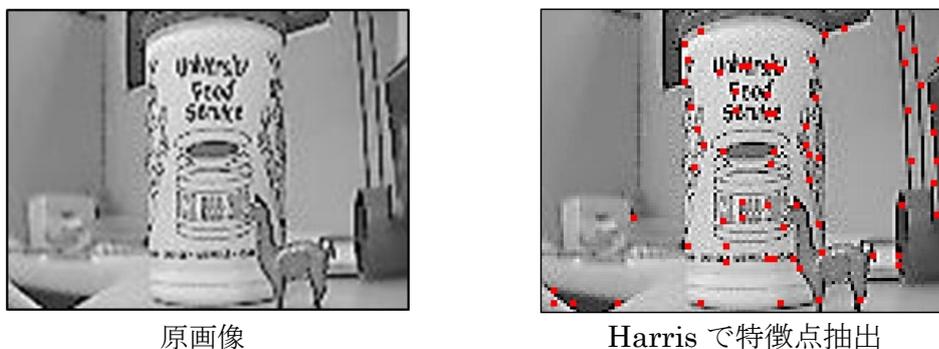


図3.3 Harrisオペレータで特徴点抽出

### 3.2.2 位置合わせ

取った特徴点により、周辺の画素値、平均値、分散値で個々特徴点の類似度を比較して、デジタル画像相関法 (Digital image Correlation Method DCM) [8] と標準相互相関法 (Normalized Cross Correlation NCC) [9] など複数枚画像を位置合わせ、後で最小二乗法で画像の幾何補正する。幾何補正とは、幾何歪を持つ画像からその歪を除去し、歪のない画像に変換することをいう。

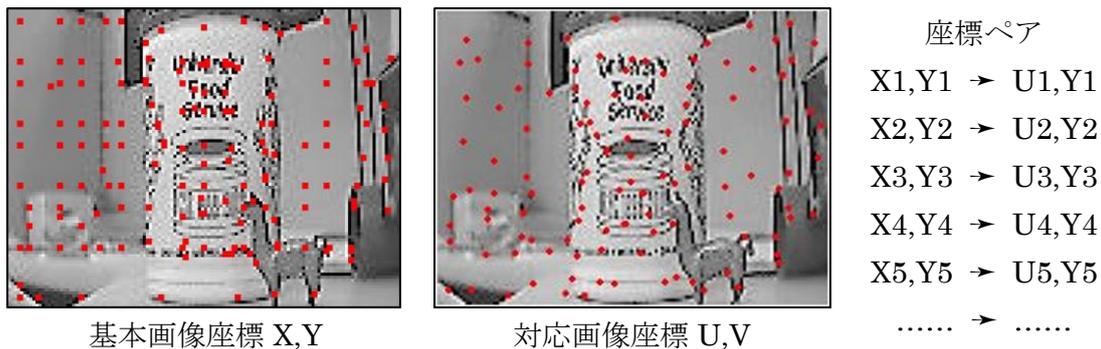


図3.4 幾何補正

まず，図3.4に示す，基本画像と対応画像の特徴点を抽出して，基本画像の特徴点座標と対応画像の特徴点座標とペアして，後はペアした座標で最小二乗法で幾何補正係数を求める。

最小二乗法とは，データ系列に最適な近似関数を計算する手法であり，本研究では輝度データ列に一次関数である直線を近似する際に用いた（図3.4）。ここで最小二乗法を実行する範囲は，輝度グラフのデータから任意のしきい値を定めて決定したグラフ立ち上がり開始付近から立ち上がり終わり付近までとした。

この範囲で，一次関数  $y = a x + b$  と  $n$  個の点それぞれからの誤差  $d$  の二乗の和  $E$  が最小値となるように傾き  $a$  を導き出す。具体的には  $E$  は公式 (7) に示す

$$E = \sum_{i=0}^n (y[i] - a[i])^2 \quad (7)$$

と表され，一次関数の配列  $y [ i ]$  から輝度の配列  $a [ i ]$  を引いた値（誤差  $d [ i ]$ ）の二乗の和であり，これが最小となるときの  $a$  の値を求めた。なお， $b$  は最小二乗法の範囲指定に用いた立ち上がり始めの点の値として定義し，固定させた。

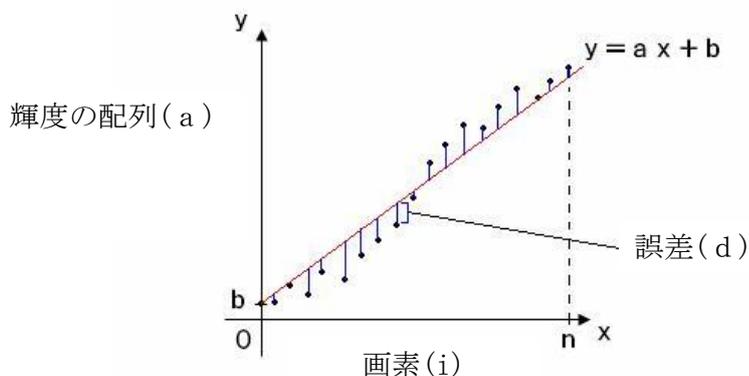


図3.5 最小二乗法による一次関数の近似

アフィン変換は、異方性縮尺歪み、回転歪み、スキュー歪みに用いられ、線形変換に平行移動を加えた変換であり式(8)で表され、未知パラメータはa~f の6 つである。

$$\begin{aligned} u &= ax + by + c \\ v &= dx + ey + f \end{aligned} \quad (8)$$

同様に行列で表すと式(9)になる。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ d & e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c \\ f \end{bmatrix} \quad (9)$$

### 3.3 再構成手法

高解像度画像 (High Resolution HR) は複数低解像度 (Low Resolution LR) 行列のデータから運動推定で再構成した。HR 画像を生成することの直観的な表現を図 3.6 に示す。

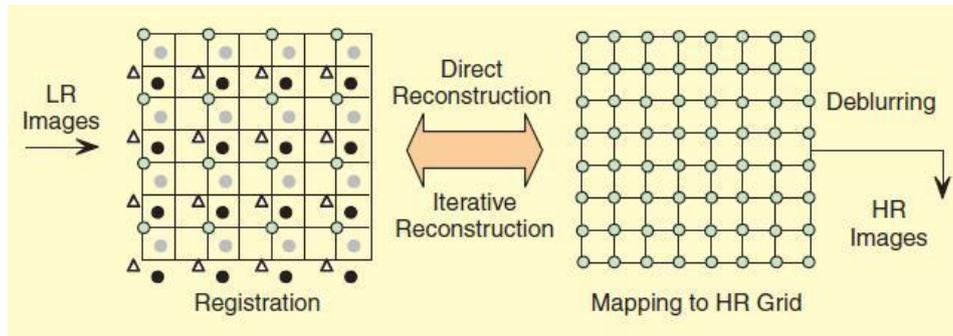


図 3.6 高解像度画像再構成 [2]

再構成手法は不均一的な間隔をあけられた見本抽出ポイントから HR 画像を得られる。それから、直接か反復的な復元のプロシージャは均一に間隔をあけられた見本抽出ポイントを作り出すために続かれる [12] 。

### 3.4 鮮明化手法

画像の濃度値が本来は急変しているべき輪郭の部分などで濃度値の変化が緩やかになっている場合、図形の輪郭がぼやけた画像になる。このような画像に対しては、濃度値の変化を強調（その部分を微分）することで鮮明な画像を得ることができる。

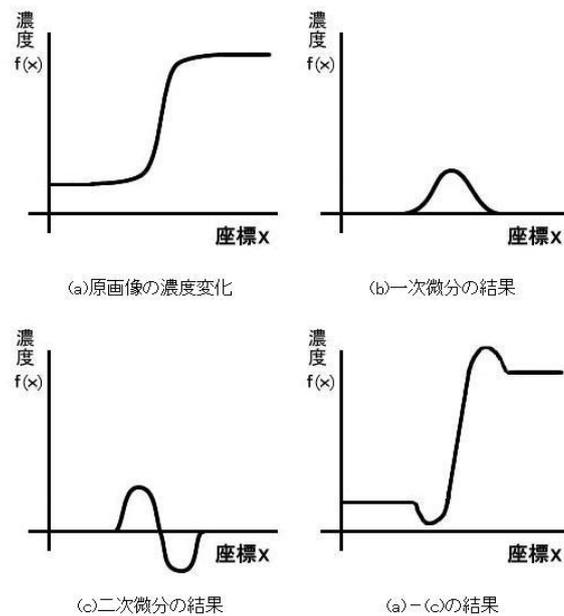


図 3.7 ラプラシアン微分

ラプラシアンフィルタ [13] は原画像にはないくぼみ（アンダーシュート）とこぶ（オーバーシュート）が生じており、また、エッジの傾向も大きくなっている。これにより、エッジの部分の濃度値の変化が強調され、鮮明な画像を作ることができる。普通のラプラス作用素（演算子）は図 3.8 に示す。

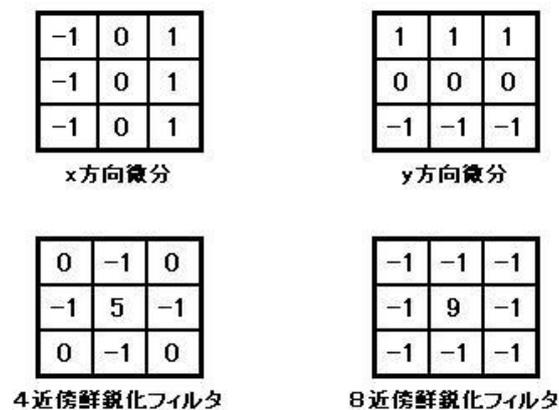


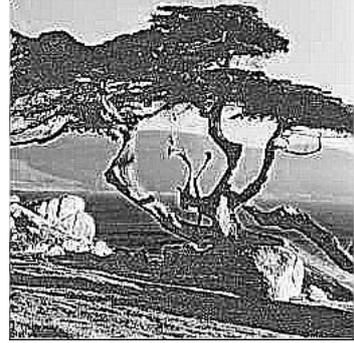
図 3.8 ラプラス作用素



原画像



4 近傍ラプラシアンフィルタ



8 近傍ラプラシアンフィルタ

図 3.8 ラプラス作用素で鮮明化画像 [2]

## 第4章 改良手法

### 4.1 運動推定の改良

運動推定の改良手法は二つ部分がある。それは、特徴点抽出手法の改良と特徴点で位置合わせ手法の改良である。

#### 4.1.1 特徴点抽出手法の改良

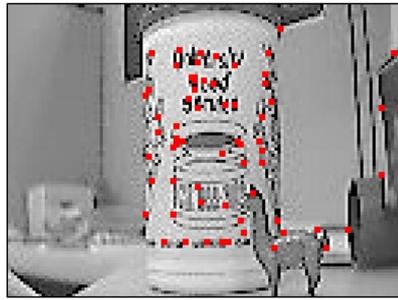
Moravec (モラベック) オペレータは最も早く考案されたコーナー検出アルゴリズムの1つで、コーナーを自己相似性が少ない点と定義している。このアルゴリズムは画像の各ピクセルを検査し、ピクセルを中心とするパッチが、近傍の多く重なるパッチとどの程度似ているかを考慮してコーナーかどうかを調べる。類似度はパッチの差分の2乗和(SSD)によって計測される。低い数値は類似性が高いことを指す [7]。

ピクセルが同程度の強度の範囲内ならば、近傍のパッチは類似している。ピクセルがエッジ上にあれば、エッジと直交する方向にある近傍のパッチは大きく異なって見えるが、エッジと等方向にある近傍のパッチは小さな変化として検出される。ピクセルが全ての方向に異なった特徴点上にあれば、近傍のパッチはどれも類似しない。

コーナーの強さはパッチと近傍のパッチ (水平, 垂直と2つの対角線方向) の SSD の最小値として定義される。この数値が極大であれば特徴点が存在するということになる。

モラベックが指摘したように、このオペレータの大きな問題の1つは等方的でない、すなわち近傍のエッジと方向が異なるエッジが存在した場合には、特徴点として検出されないことである。

Harris オペレータ は、位置の異なるパッチを用いる代わりに、真っ直ぐな方向を重視したコーナースコアの差分を考慮することで、モラベックのコーナー検出器を改良した。(コーナースコアは、この検出器が論文で使われて以降、しばしば自己相関として言及される。しかしながら、数学の論文は明らかに差分の2乗和が使われていることを示している。) グレースケールの2次元画像を用いるとする。こうしても一般性を失わない [10]。



Moravec オペレータ 64 特徴点



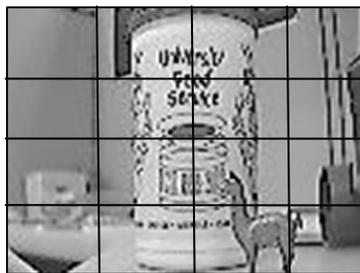
Harris オペレータ 72 特徴点

図 4.1 Moravec と Harris オペレータの比較

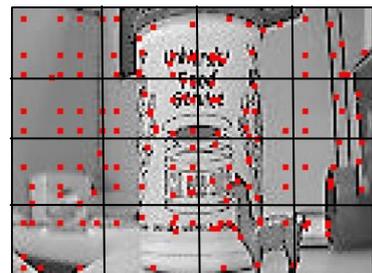
Harris オペレータで抽出した特徴点の分布はかたよる場合がある。本研究の手法は、まず元画像を小さい部分に割って、後でそれぞれの分割画像に対して特徴点を抽出する。このようにして、特徴点の分布は一様になる。動画を前提しているため、小区分部分全部がずれる可能性は少ないと考えられる。



原画像



小さい部分を割る



分割画像の特徴点抽出

図 4.2 分割画像の特徴点抽出

Harris オペレータで画像の全方向に向けて特徴点を抽出することができる。それは Moravec オペレータより、抽出した特徴点は多い。表 4.1 に示す、本研究に提出した改善 Harris オペレータで抽出した特徴点が一番多い。

表 4.1 特徴点を取る方法の比較

	Moravec	Harris	改善 Harris
検索方向	8 方向	全方向	全方向
特徴点数	64 点	72 点	129 点

#### 4.1.2 SIFT 位置合わせ

従来の位置あわせ手法は取った特徴点により，デジタル画像相関法 (Digital image Correlation Method DCM) [8] と標準相互相関法 (Normalized Cross Correlation NCC) [9] などで個々特徴点の類似度を比較して，複数枚画像を位置合わせ，後で最小二乗法で画像の幾何補正する。しかし，従来手法は特徴点周辺の画素値，平均値，分散値などで類似度を比較することはあまり正確ではない。

SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [14] 特徴量に基づくベクトル量子化ヒストグラムを領域分割した各領域ごとに抽出し，それらの関係を図4.3を用いて表現する。SIFT は，特徴の抽出に適した点を検出と，回転・スケール変化・照明変化に不変な特徴量を記述する2段階からなる。検出段階はスケールスペース極値検出，キーポイントのローカライズからなり，記述段階はオリエンテーション割り当てと，SIFT により特徴量の抽出からなる。

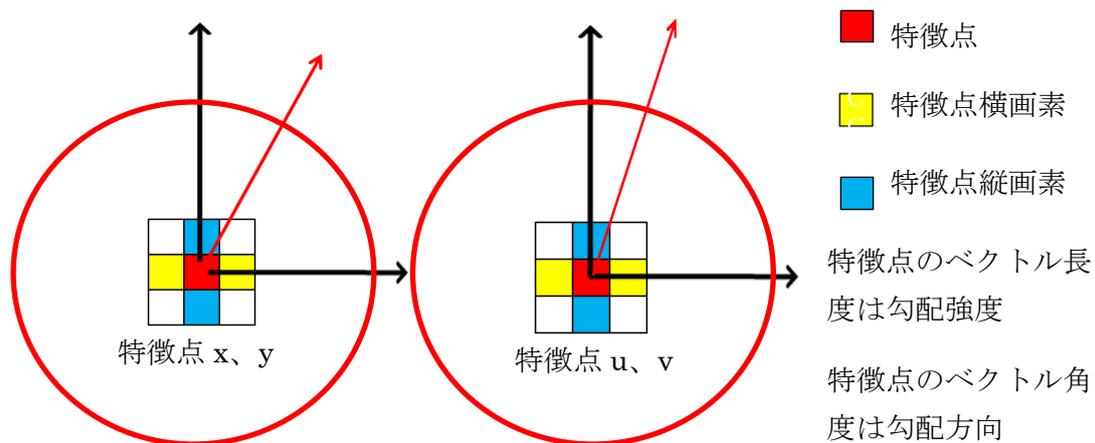


図4.3 SIFTアルゴリズム

SIFT は，回転・スケール変化等に不変な特徴量を記述するために画像  $L(u, v)$  の勾配強度  $m(u, v)$  と勾配方向  $\theta(u, v)$  を以下の式により求める。

$$\begin{aligned} f_u(u, v) &= L(u+1, v) - L(u-1, v) \\ f_v(u, v) &= L(u, v+1) - L(u, v-1) \end{aligned} \quad (10)$$

公式の (10) に記述した  $f_u$  は画像4.3に示す，黄色の特徴点横画素で求めた。 $f_v$  は青色の特徴点縦画素で求めた。

$$m(u, v) = \sqrt{f_u(u, v)^2 + f_v(u, v)^2}$$

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \frac{f_v(u, v)}{f_u(u, v)} \quad (11)$$

本研究はSIFTアルゴリズムで特徴点の勾配強度と勾配方向を求めて図4.3に示す，勾配強度 $m(u, v)$ と勾配方向 $\theta(u, v)$ により，特徴点の類似度（特徴点のベクトルの長さ  
と角度）を比較して，特徴点の座標を合わせる。図4.4に示す，画像の一部特徴点をSIFT  
アルゴリズムでペアする。特徴点の勾配強度の差別 $\pm 20$ ，勾配強度は $\pm 15$ である。

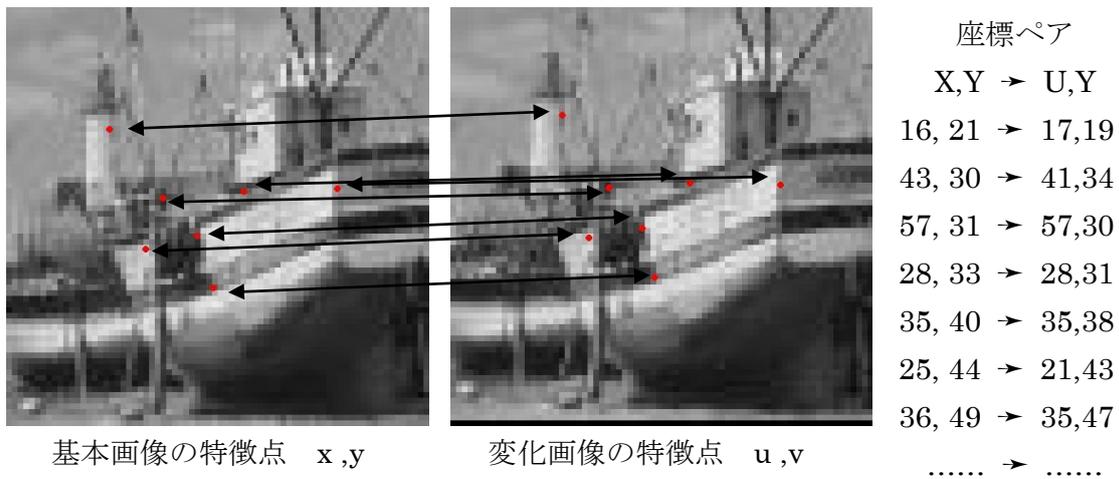


図4.4 SIFTアルゴリズムで特徴点（一部）をペアする

位置を合わせた特徴点で2次元アフィン変換を用いて幾何変換係数を求めた。

$$u = a_1 + a_2x + a_3y + a_4x^2 + a_5xy + a_6y^2$$

$$v = b_1 + b_2x + b_3y + b_4x^2 + b_5xy + b_6y^2 \quad (12)$$

$x, y$  は基本画像特徴点座標， $u, v$  は対応画像特徴点座標， $a, b$  は幾何変換係数．幾何変換係数により，幾何を変換して，画素を補間した。

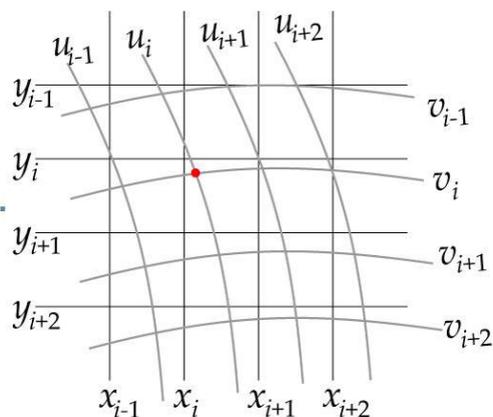


図 4.5 2次元アフィン変換で幾何補正

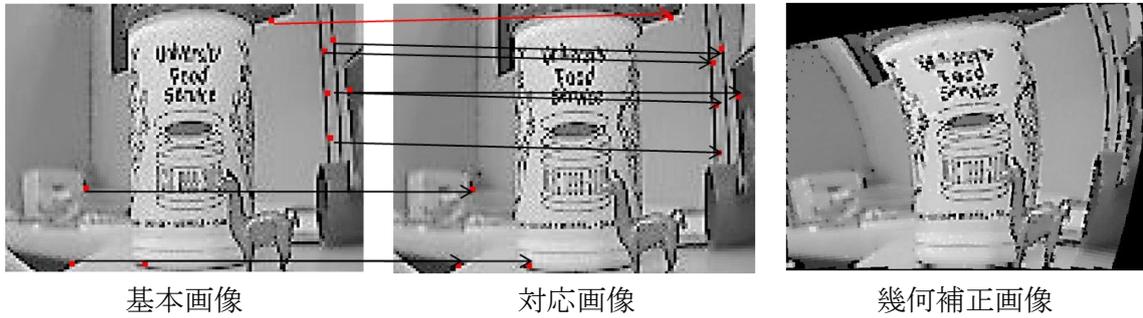


図4.6 従来の幾何補正

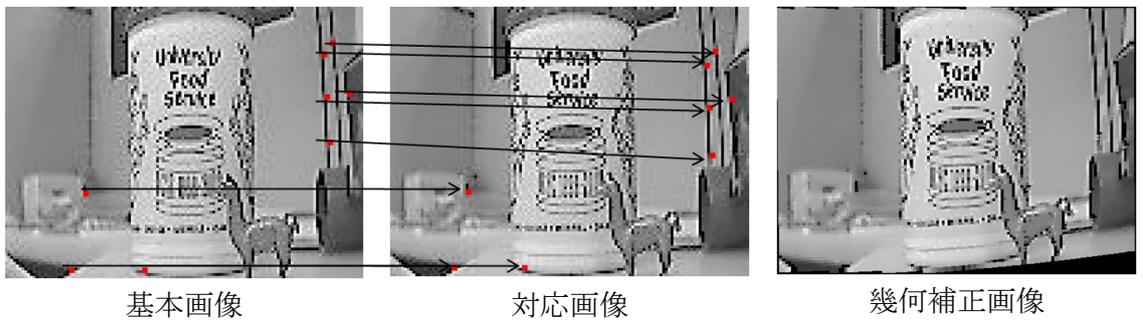


図4.7 SIFTで幾何補正

## 4.2 再構成の改良

### 4.2.1 自適応補間法

従来の画像補間法は最近隣法Nearest Neighbor, 二次元線形補間B-linear, 三次元畳み込み法B-cubic, スプライン補間B-Splineなどである。従来の画像補間法は, 画像品質は最も優れているが, しかし拡大した画像の輪郭は不鮮明である。

適応補間法は[15]非線形の補間法である, 具体的には近隣画素値によって自適応の係数を求めて画素を補間する。適応補間法と従来の補間法より輪郭処理は鮮明になる。

$$\begin{array}{cccc}
 k-1 & k & k+1 & k+2 \\
 \bigcirc & \bigcirc & \bigcirc & \bigcirc \\
 & \xrightarrow{S} & \xrightarrow{1-S} & \\
 & S & 1-S & \\
 \\
 S = x - x_k & & 1 - s = x_{k+1} - x & 
 \end{array}$$

図4.8 適応補間法

二次元線形補間B-linearは 
$$\mathbf{a}_x = s \times \mathbf{a}_{k+1} + (1-s) \times \mathbf{a}_k \quad (13)$$

適応補間法の処理距離は線形補間法の処理距離Sを変わる 
$$s' = s + \lambda A_k s (s-1) \quad (14)$$

$\lambda$  は処理の閾値，本研究は2を設定した。  $A_k$  は処理偏差式である。

$$A_k = \frac{|x_{k+1} - x_{k-1}| - |x_{k+2} - x_k|}{255} \quad (15)$$

適応補間法で補間値を求める方法は 
$$\mathbf{a}_x = s' \times \mathbf{a}_{k+1} + (1-s') \times \mathbf{a}_k \quad (16)$$

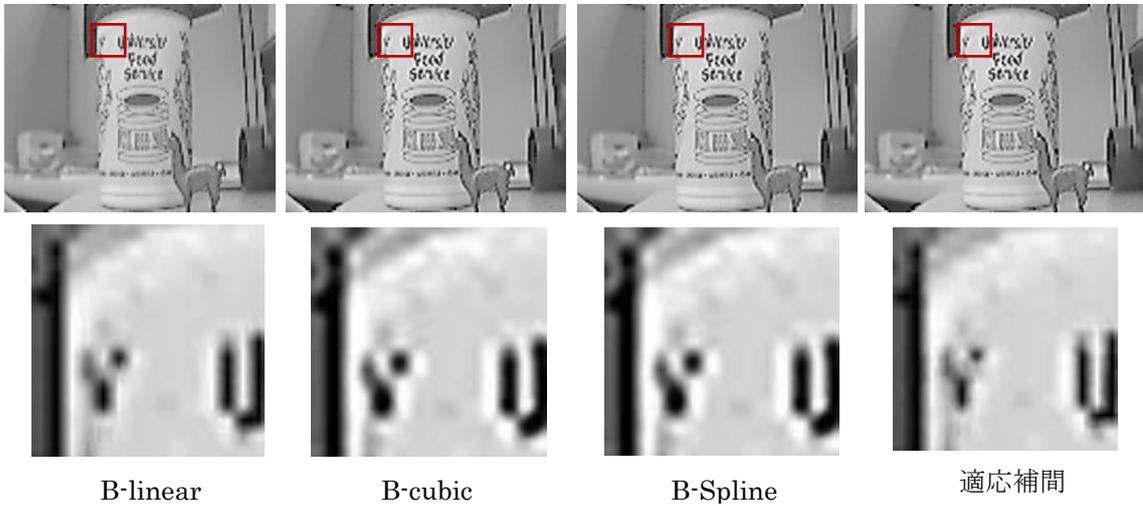


図4.9 様々な補間法及び局部補間結果

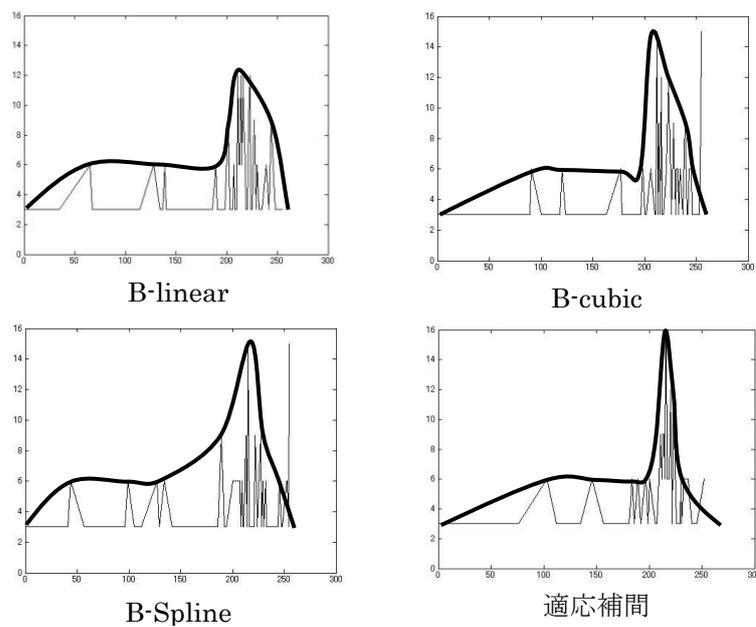


図4.10 様々な補間法及び局部画素灰度値

図4.10の四つのグラフの横軸は画像の画素値, 縦軸は図4.7に示す範囲中の画素数量。図4.9と図4.10に示す, 適応補間法は別の従来の補間法より補間結果は鮮明である。

#### 4.2.2 MAP 法で再構成

従来の再構成手法は不均一な間隔の見本抽出ポイントから HR 画像を得られる。そのようなにすれば, 生成した HR 画像の画素値は不均一である (あるところの画素値がない)。あまり正確ではない。本研究はまず幾何補正した複数枚 LR 画像行列を適応補間法で拡大して, MAP 法 [17] で同じ位置の画素枠組みを推測して, 観測画像間で異なるによって最高鮮明度の一枚高解像度画像を生成した。

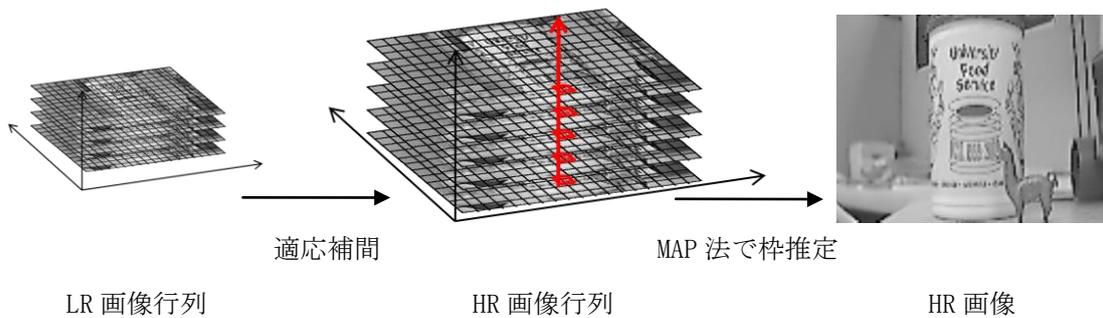


図 4.11 MAP 法で一枚高解像度画像を生成する

#### 4.3 鮮明化の改良

伝統的な鮮明化フィルタで画像の輪郭を鮮明にするとともに, 画像のノイズも増加された, それでは画像の鮮明度を低減した。



原画像



8 近傍ラプラシアンフィルタ

図 4.12 ラプラシアンフィルタで鮮明化

本研究は輪郭鮮明法 [18] で画像を鮮明にする。

輪郭鮮明法は

1. 高解像度画像の画素行列を取る.
2. Roberts フィルタで輪郭特徴行列を出す.

$$R(i, j) = | f(i, j) - f(i+1, j+1) | + | f(i+1, j) - f(i, j+1) |$$

3. 高解像度画素行列マイナス輪郭特徴行列.

輪郭鮮明法はまず輪郭特徴行列を処理するために、伝統的な鮮明化フィルタより、画像の輪郭は鮮明になった、ノイズを向上しない、それでは画像は鮮明になった。



原画像



輪郭鮮明法

図 4.13 輪郭鮮明法で鮮明化

## 第5章 結果比較

本研究の実験画像は南カリフォルニア大学（USC—University of Southern California）の信号画像処理研究所（SIPI—Signal and Image Processing Institute）の画像データベースからダウンロードした。本研究は三種類画像（人の顔，自然物と人工物）を選んだ。



図 5.1 実験用人の顔の画像



図 5.2 実験用自然物の画像



図 5.3 実験用人工物の画像

## 5.1 劣化画像の作成

各種補間法で画像を拡大することを比較する実験は、まず原画像の灰色画像を抽出して、図5.4に示す、1/4で縮小（劣化）する。後で様々の補間法で（最近傍法、線形補間法、3次元畳み込み法と自適応補間法）縮小画像を拡大して、画像拡大結果を評価する。

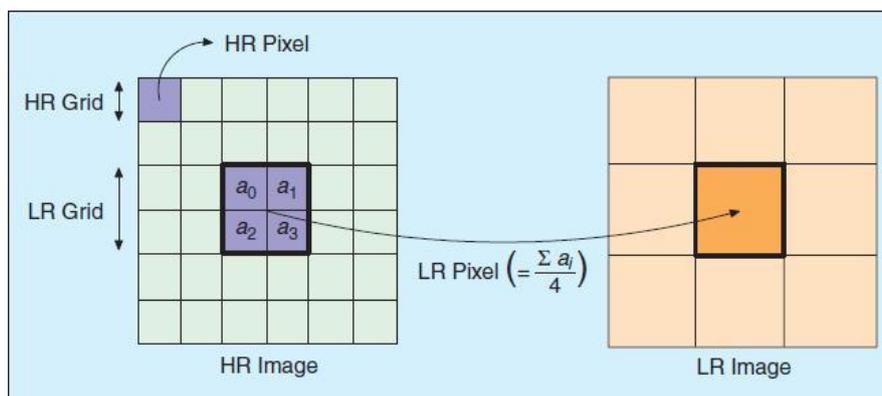


図5.4 実験画像劣化のモデル

再構成手法の実験は、まず図 5.4 に示す、1/4 で縮小（劣化）する。でも超解像度画像を生成するために、元画像がちょうど半画素ずつずれていれば、再構成処理は簡単にできる。

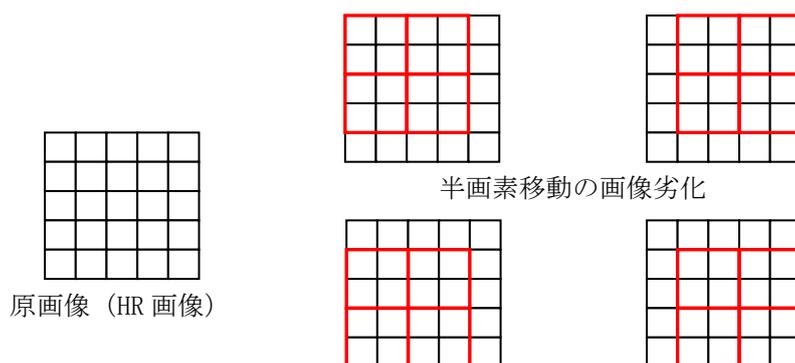


図 5.5 半画素移動の画像劣化モデル

図 5.5 に示す、ランダムな劣化開始座標を選んで、半画素移動の劣化画像を生成する。後で、ランダムな角度で回転する。最後、偏差は 0 から 1 までの平均分布のノイズ乱数配列を付ける。

本研究、平均分布のノイズ乱数配列を付ける方法は MATLAB の randn 関数[16]を使う。

例  $R = \text{randn}(3, 4)$  は、つぎの行列となります。

$$R = \begin{bmatrix} 1.1650 & 0.3516 & 0.0591 & 0.8717 \\ 0.6268 & -0.6965 & 1.7971 & -1.4462 \\ 0.0751 & 1.6961 & 0.2641 & -0.7012 \end{bmatrix}$$

画像劣化のモデル 2.1 節の (1) 式に示す,  $y_k = D B_k M_k x + n_k$

$D$  はサブサンプリング行列 (subsampling matrix), 実には本手法の 1/4 で縮小 (劣化) すること。 $B$  はぼやけ行列 (blur matrix), これは本手法のランダムの半画素移動すること。 $M$  は幾何変形行列 (warp matrix), これはランダムの角度で回転する。最後の  $n$  はノイズ (noise), これは本研究の平均分布のノイズ乱数配列を付ける。



原画像 (HR 画像)

実験用の劣化画像

図 5.6 実験用の劣化画像

最後に, 図 5.6 に示す, 一枚画像から複数枚異なる低解像度画像を生成した。

## 5.2 特徴点抽出の比較

表 5.1 劣化画像の特徴点を取る方法の比較

特徴点数	人の顔の画像			自然物			人工物		
	画像 1	画像 2	画像 3	画像 1	画像 2	画像 3	画像 1	画像 2	画像 3
Moravec	47	79	199	273	488	1367	52	44	362
Harris	71	192	408	336	980	1108	98	753	489
Harris 改良法	219	557	739	389	1398	2102	143	2130	1102

本研究の特徴点抽出の方法 (Moravec と Harris オペレータ) はコーナー検出のアルゴリズムである。Moravec オペレータの 8 方向の検索によって得ることに対して, Harris オペレータは任意方向へ検索して特徴点を得ることができる。もし画像の中でコーナー

が少ない, Harris オペレータで抽出した特徴点は Moravec オペレータで抽出した特徴点より多すぎである。例えば人工物の画像 2 によって, Moravec オペレータで抽出した特徴点は 44 点, Harris オペレータで抽出した特徴点は 753 点, Moravec オペレータで抽出した特徴点の約 17 倍である。もし画像の中でコーナーが多い, Moravec オペレータと Harris オペレータで抽出した特徴点は大体同じである。例えば自然物の画像 1 によって, Moravec オペレータで抽出した特徴点は 273 点, Harris オペレータで抽出した特徴点は 336 点。

改良の Harris オペレータ法は, まず元画像を小さい部分に割して, 後でそれぞれの分割画像に対して特徴点を抽出する。このようにして, 特徴点の分布は一様になる。各の特徴点抽出手法の比較実験により (表 5.1 に示す) 改良の Harris オペレータで抽出した特徴点は従来の Harris オペレータで抽出した特徴点より, 数量は約 2, 3 倍になった。

### 5.3 補間手法の比較

補間法は一枚画像で拡大手法である, 従来の画像補間法は最近隣法 Nearest Neighbor, 二次元線形補間 B-linear, 三次元畳み込み法 B-cubic。本研究は非線形の適応補間法で鮮明的な拡大した画像を得ることができる。

各種補間法で画像を拡大することを比較する実験は, まず原画像の灰色画像を抽出して, 図 5.6 に示す, 様々の補間法で (最近傍法, 線形補間法, 3次元畳み込み法, 自適応補間法) 縮小画像を拡大して, 画像拡大結果を評価する。

4.2.1 節で記述した自適応補間法は可変のパラメータ  $\lambda$  がある。パラメータ  $\lambda$  の変化範囲は  $1.0 \leq \lambda < 3.0$ , 引用された文献 [18] に記述した  $\lambda$  の値は 2.0 である。補間法の比較のために, まず, 本研究使った自適応補間法のパラメータ値を比較する。

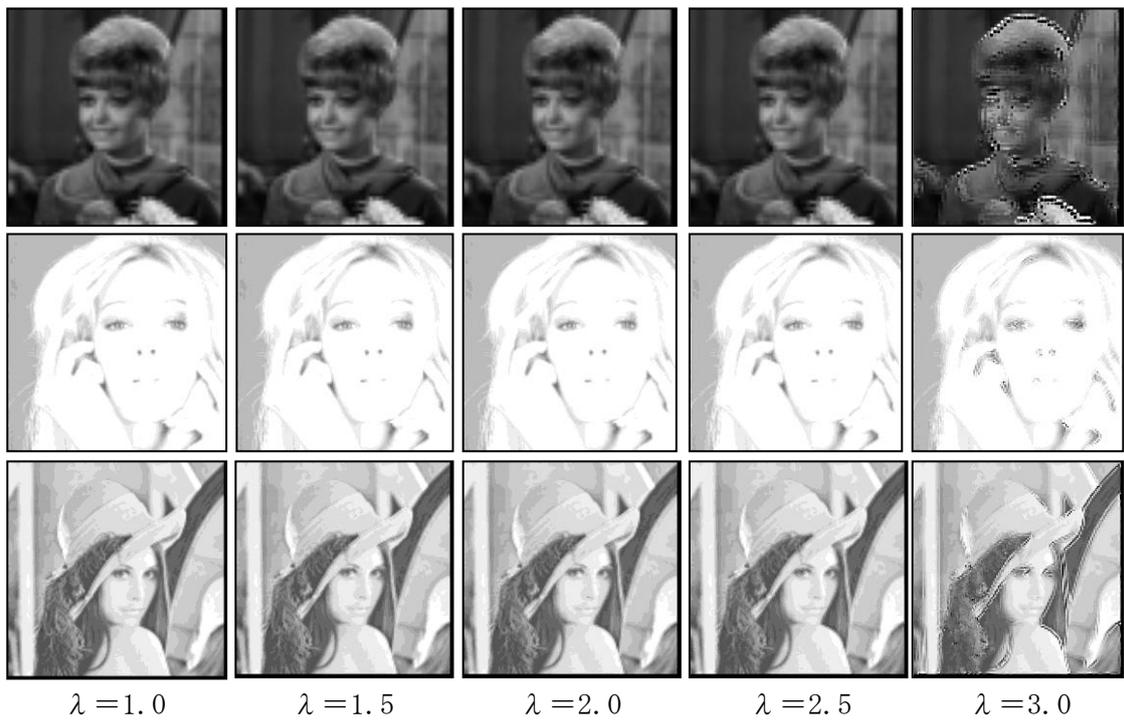


図5.7 自適応補間法の各パラメータ値で人の顔の画像拡大結果

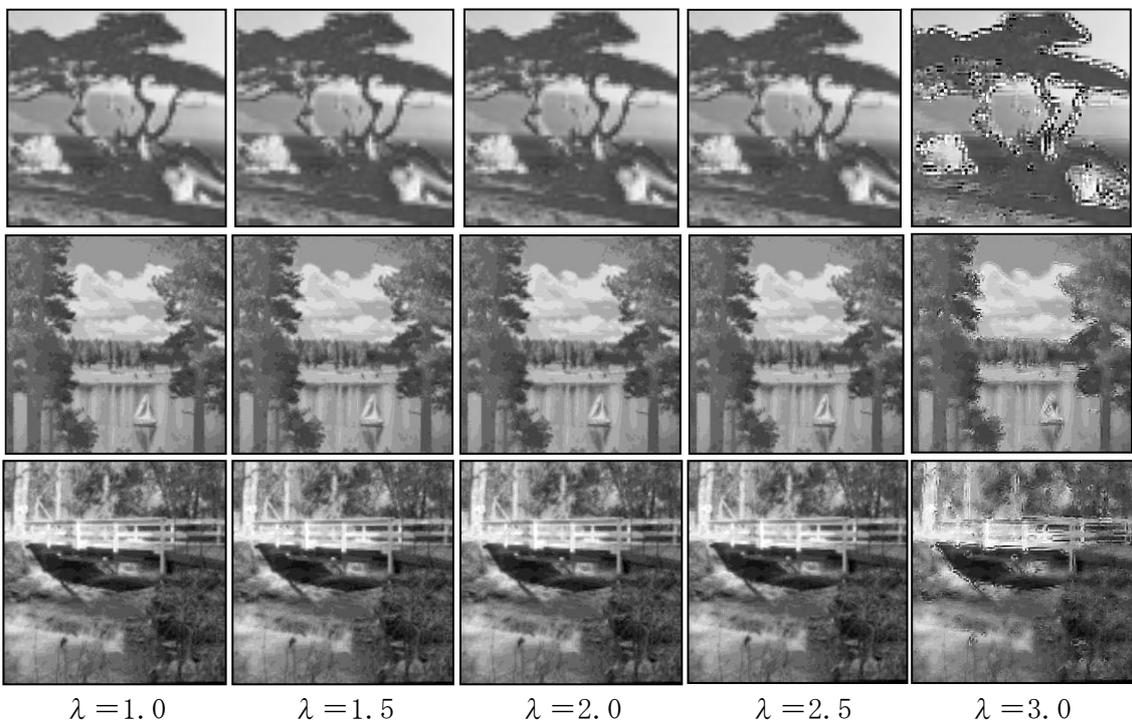


図5.8 自適応補間法の各パラメータ値で自然物の画像拡大結果

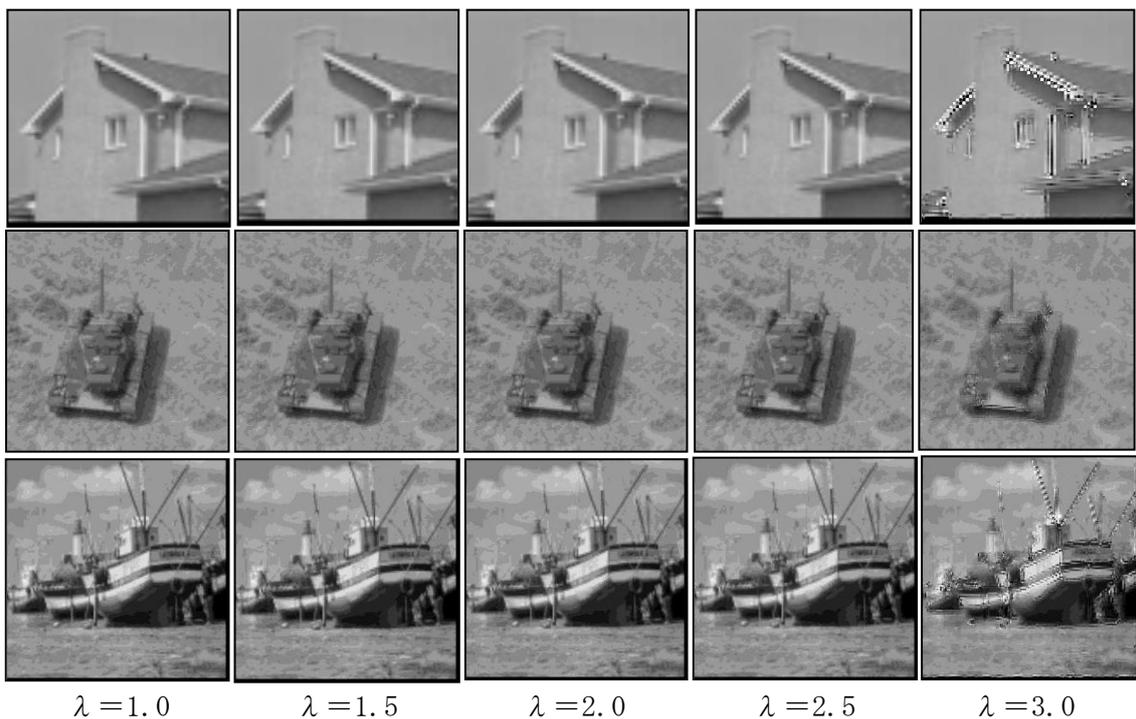


図5.9 自適応補間法の各パラメータ値で人工物の画像拡大結果

図5.7, 図5.8と図5.9に示す, 実験用の画像に対して,  $\lambda = 3.0$ の時画像の輪郭は鮮明すぎる, それは輪郭の周辺はノイズを生成しました。別のパラメータ値で拡大した画像の鮮明程度は目で判断して大体同じ。

表5.2 自適応補間法の各パラメータ値の平均平方誤差の比較

画像種類	画像	$\lambda = 1.0$	$\lambda = 1.5$	$\lambda = 2.0$	$\lambda = 2.5$	$\lambda = 3.0$
人の顔	画像1	<u>190.14</u>	191.25	193.55	194.36	350.30
	画像2	90.94	91.35	<u>90.79</u>	92.33	268.19
	画像3	<u>198.97</u>	202.29	205.99	210.08	1709.2
自然物	画像1	578.68	571.69	568.85	<u>565.54</u>	3521.3
	画像2	185.91	187.63	<u>182.17</u>	191.56	749.83
	画像3	491.09	491.87	<u>489.09</u>	494.52	1393.5
人工物	画像1	231.37	230.14	229.03	<u>226.63</u>	1479.1
	画像2	<u>102.68</u>	102.88	103.33	103.37	188.08
	画像3	327.01	329.68	<u>323.27</u>	336.52	1146.3

$\lambda=3.0$ の時、拡大した画像は不鮮明になった。表5.2に示す、 $\lambda=3.0$ の時は誤差最大。 $\lambda=3.0$ を除いて、顔画像の画像1と画像3また人工物の画像2は $\lambda=1.0$ の時は誤差最小、 $\lambda=2.5$ の時は誤差最大。自然物の画像1と人工物の画像1は $\lambda=2.5$ の時は誤差最小、 $\lambda=1.0$ の時は誤差最大。別の場合は $\lambda=2.0$ の時誤差最小。それによって、 $\lambda=2.0$ の時誤差最小の確率が高い、時々 $\lambda=1.0$ と $\lambda=3.0$ の時誤差最小。それは様々の画像を対応するために、本研究は $\lambda=2.0$ を制定した。

後では様々の補間法で（最近傍法，線形補間法，3次元畳み込み法と自適応補間法 $\lambda=2.0$ の時）縮小画像を拡大して，画像拡大結果を評価する。

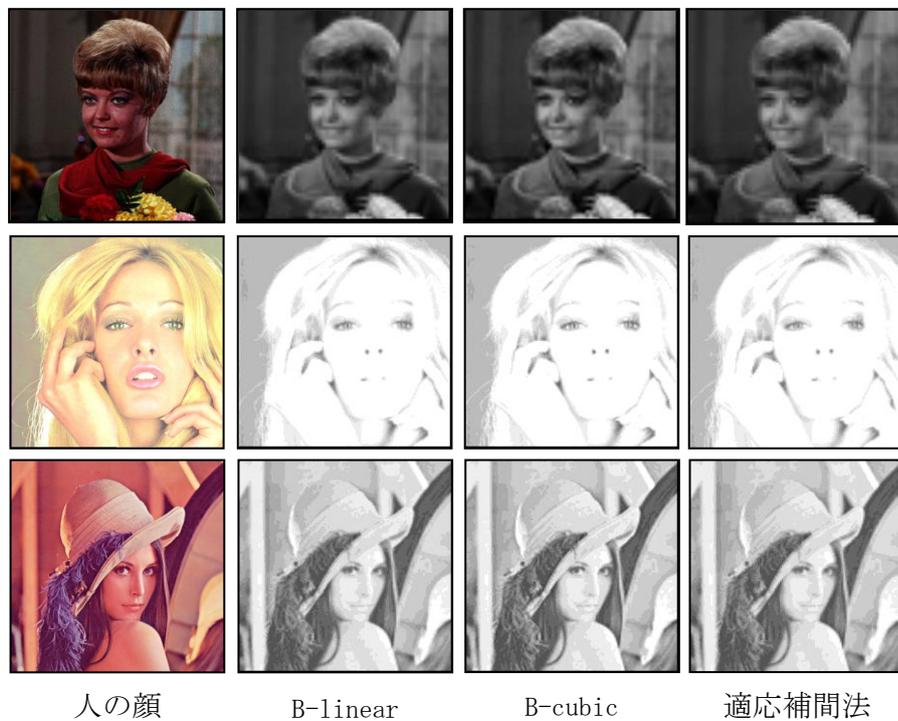


図5.10 各補間法で人の顔の画像拡大結果

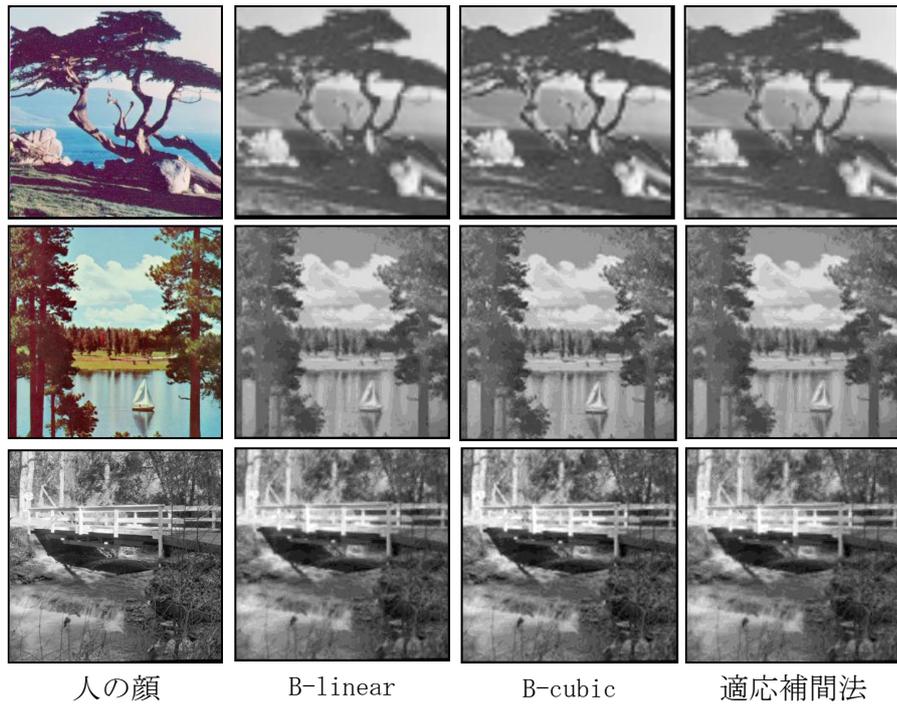


図5.11 各補間法で自然物の画像拡大結果

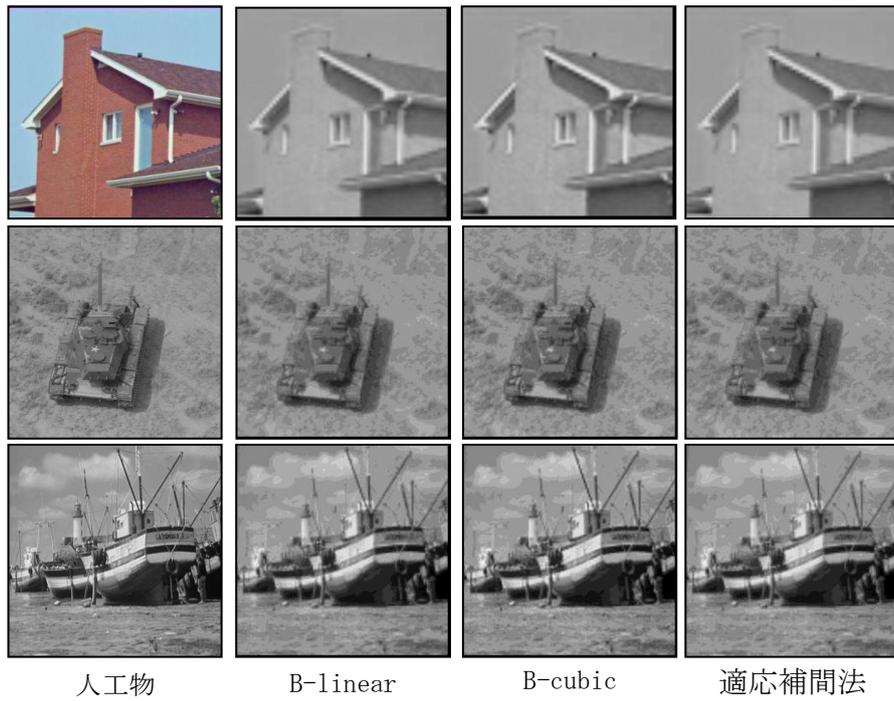


図5.12 各補間法で人工物の画像拡大結果

表5.3 各補間法の平均平方誤差の比較

画像種類	画像	B-linear	B-cubic	B-Spline	適応補間法
人の顔	画像1	217.78	204.13	209.34	<u>193.55</u>
	画像2	<u>89.73</u>	89.94	90.26	90.79
	画像3	<u>203.43</u>	204.52	206.39	205.99
自然物	画像1	572.42	570.29	574.33	<u>568.85</u>
	画像2	183.79	184.69	191.05	<u>182.17</u>
	画像3	494.26	491.66	492.78	<u>489.09</u>
人工物	画像1	234.04	230.33	229.13	<u>229.03</u>
	画像2	<u>102.61</u>	102.95	103.51	103.33
	画像3	<u>322.31</u>	322.42	323.72	323.27

適応補間法は[15]非線形の補間法である，具体的には近隣画素値によって自適応の係数を求めて画素を補間する。適応補間法と従来の補間法より輪郭処理は鮮明になる。特に輪郭が多い自然物の画像に対して（図5.11に示す），一番いい結果をもらったでしょう。この場合，適応補間法で拡大した画像は原画像に比べて，平均平方誤差（MSE—Mean square error）は最小である。大面積の平滑エリアがある顔の画像の補間に対し，例えば（図5.10に示す）画像2と画像3の補間処理に，結果が良くない。人工物の画像処理に対して（図5.12に示す），もし大面積の平滑の背景があれば，画像2と画像3の補間処理に，結果が良くない。

#### 5.4 再構成手法の比較

従来の再構成手法は図 3.6 に示す，再構成手法は不均一的な間隔をあけられた標本抽出ポイントから HR 画像を得られる。本研究は図 4.11 に示す，まず幾何補正した複数枚 LR 画像行列を適応補間法で拡大して，MAP 法で同じ位置の画素枠組みを推測して，観測画像間で異なるによって，鮮明度最高の一枚高解像度画像を生成した。



劣化画像

従来の再構成法

本手法 (MAP 再構成)

図 5.13 従来の再構成法と本手法の比較

本研究は最大事後確率法で同じ位置の画素枠組みを推測して、一番鮮明の画素を貰って、一枚高解像度画像を生成した。本手法で再構成した高解像度画像は従来の再構成法で生成した高解像度画像により、鮮明度は高い。

## 5.5 鮮明化手法の比較

伝統的な鮮明化フィルタで画像を鮮明することは、画像を鮮明するだけでなく、画像のノイズも向上した。輪郭鮮明法はまず輪郭特徴行列を処理するために、伝統的な鮮明化フィルタより、画像の輪郭は鮮明になった、ノイズを向上しない、それでは画像は鮮明になった。



本手法 (MAP 再構成)

8 近傍ラプラシアンフィルタ

輪郭鮮明法

図 5.14 鮮明化手法の比較

図 5.14 に示す、輪郭鮮明法で鮮明した画像は、伝統的な鮮明化フィルタで鮮明した画像より、輪郭の鮮明度は高い。

## 5.6 総合的比較

本研究の実験手法は、まず 1/4 の解像度を減らす、その後はランダムな角度で回転する。最後、偏差は 0 から 1 までの平均分布の乱数配列を付ける。これは実験用劣化画像をもらった。

本研究と言う従来の超解像画像生成する手法は、まず Harris オペレータで画像劣化行列の特徴点を抽出して、固定範囲の分散によって特徴点で位置合わせ、最小二乗法で幾何補正する。幾何補間の座標によって、4 倍に拡大した画像枠で画素値を挿入する。(もし、幾何補正の座標は一様だ、画素平均値で補間する) 最後、ラプラシアンフィルタで再構成した画像を鮮明する。

本手法は 4.1.1 節に記述した改良の Harris オペレータで画像劣化行列の特徴点を抽出して 4.1.2 節に記述した回転不変性がある SIFT アルゴリズムで位置合わせ、最小二乗法で幾何補正する。4.2.1 節に記述したの自適応補間法で幾何補正した劣化画像行列を拡大して、4.2.2 節に記述したの MAP 法で一枚高解像度画像を再構成する。最後、4.3 節に記述した輪郭鮮明法で画像を鮮明する。

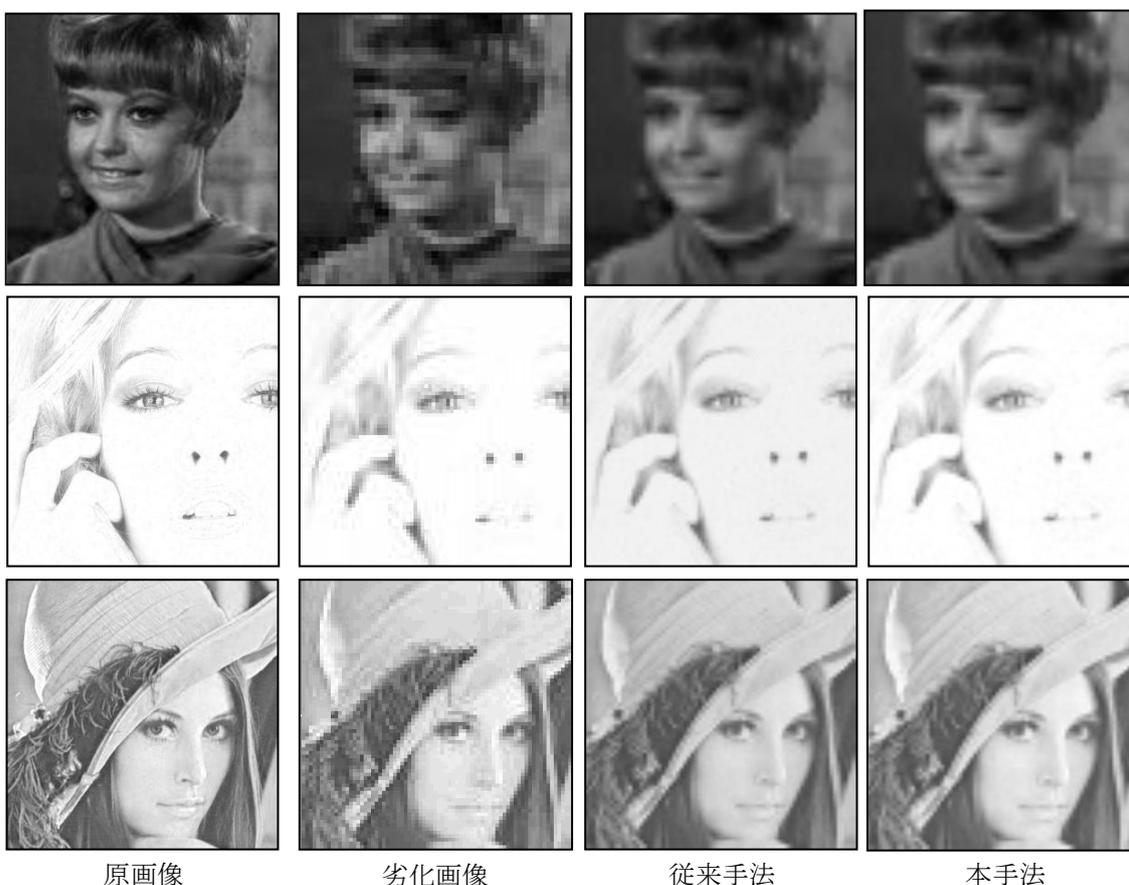


図 5.15 顔の超解像度画像の比較

人の顔の超解像度画像に対して，図 5.15 に示す，本手法の結果は従来手法より鮮明度が高い。でも顔のような輪郭不鮮明の画像に対して，本手法で最構成した超解像画像は従来手法より，鮮明度小幅だけ向上した。

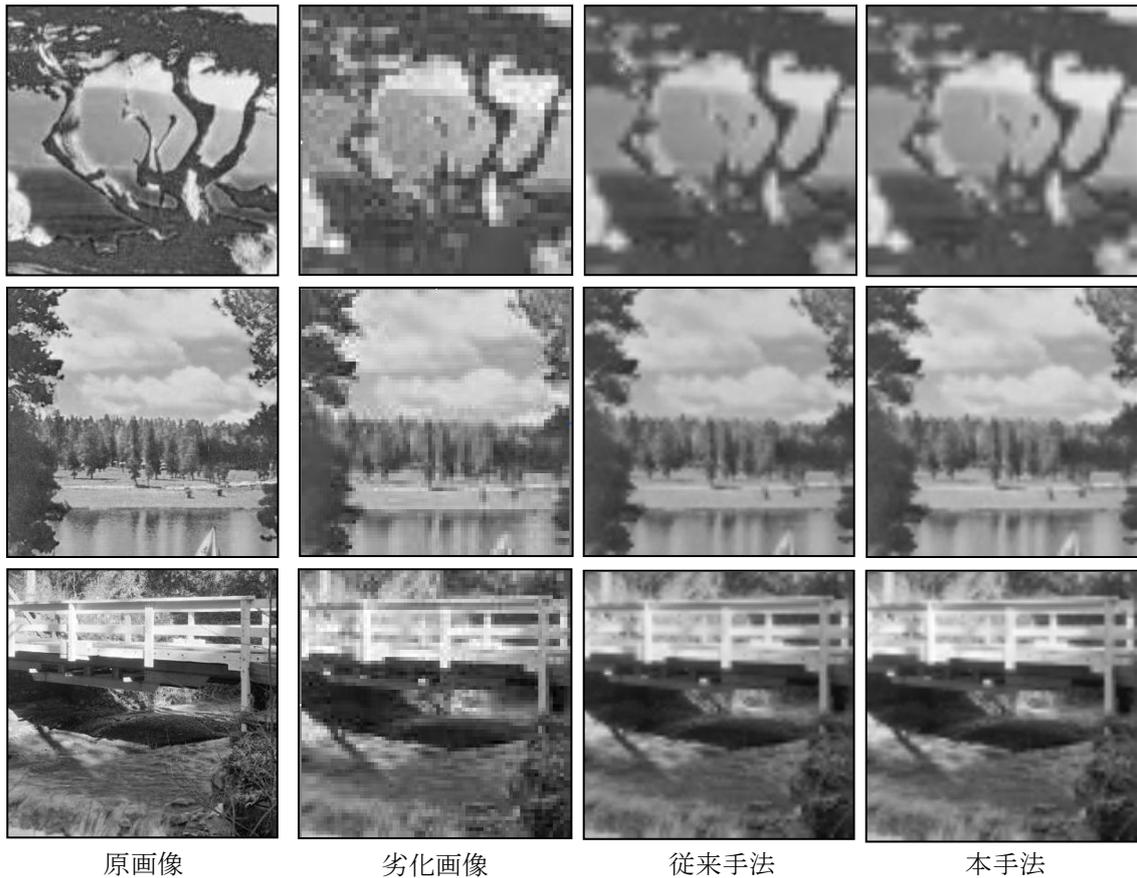


図 5.16 自然物の超解像度画像の比較

自然物の超解像度画像に対して，図 5.16 に示す，本手法の結果は従来手法より鮮明度が高い。でも自然物のような輪郭とコーナーが多い画像に対して，本手法で最構成した超解像画像は従来手法より，鮮明度小幅だけ向上した。

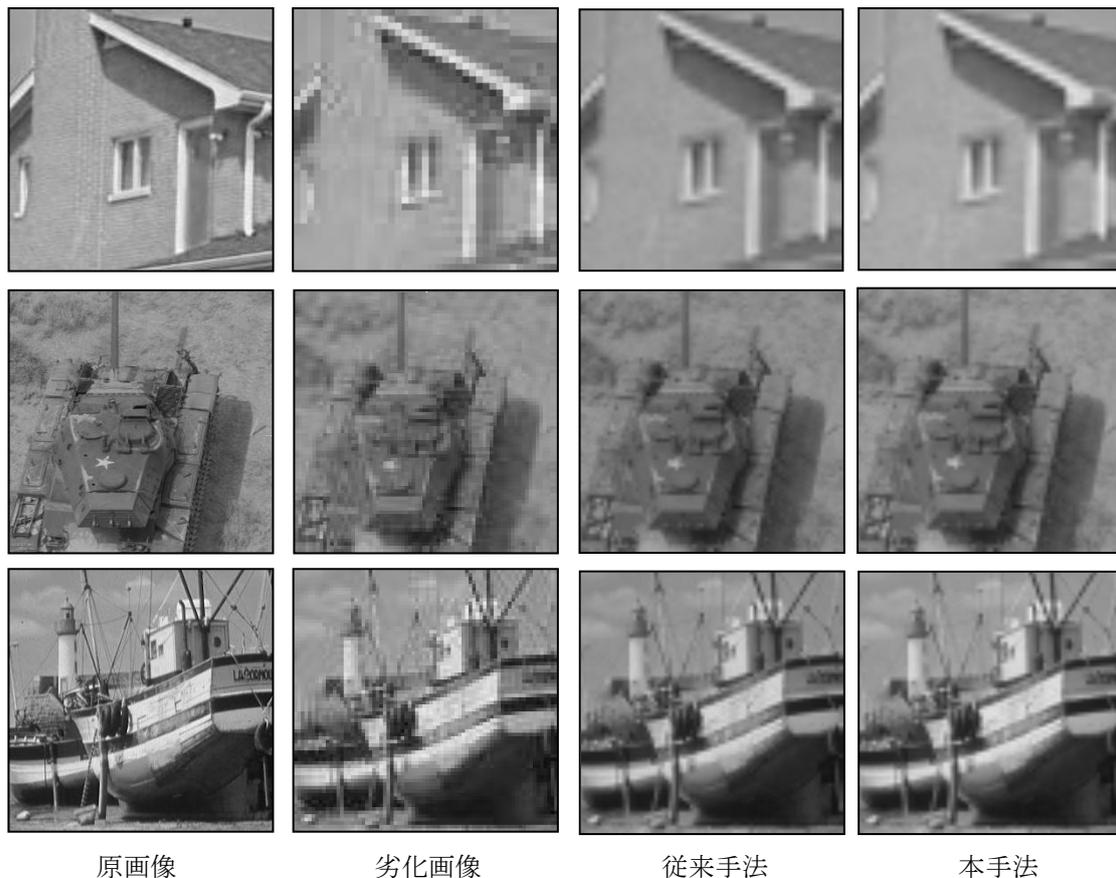


図 5.17 人工物の超解像度画像の比較

人工物の超解像度画像に対して、図 5.17 に示す、本手法の結果は従来手法より鮮明度が高い。でも人工物のような輪郭は鮮明な画像に対して、本手法で最構成した超解像画像は従来手法より、鮮明度大幅に向上した。

5.3 節に記述したの補間法の比較は表 5.4 に示す、普通の画像に対して、自適応補間法で拡大した画像は鮮明になった。でも大面積の平滑の背景があれば、自適応補間法で補間処理の結果が良くない。

表 5.4 超解像度画像の平均平方誤差の比較

MSE	人の顔			自然物			人工物		
	画像 1	画像 2	画像 3	画像 1	画像 2	画像 3	画像 1	画像 2	画像 3
従来手法	125.75	196.83	265.81	460.25	241.11	388.43	231.53	140.43	342.92
本手法	<u>105.55</u>	<u>51.93</u>	<u>179.46</u>	<u>406.21</u>	<u>177.33</u>	<u>338.73</u>	<u>165.54</u>	<u>103.75</u>	<u>292.74</u>

でも表 5.4 に示す、自適応補間法と本研究に提出した MAP 法を結合して、本実験で使った全種類画像に対して、平均平方誤差を大幅に減らす。

表 5.5 処理時間の比較

		人の顔			自然物			人工物		
		画像 1	画像 2	画像 3	画像 1	画像 2	画像 3	画像 1	画像 2	画像 3
従 来 手 法	特徴点抽出	0.2031	0.6094	0.6093	0.2031	0.625	0.6094	0.1875	0.6719	0.625
	位置合わせ	0.0313	0.0314	0.0312	0.0312	0.0313	0.0313	0.0313	0.0313	0.0313
	画像拡大	0.1094	0.5	0.5	0.1094	0.5156	0.5314	0.1094	0.6094	0.5156
	再構成	0.5	1.9219	1.8438	0.4844	1.8281	1.8281	0.4844	2	1.875
	鮮明化	0.4531	1.9063	1.75	0.4688	1.7188	1.7344	0.4531	1.8281	1.75
本 研 究	特徴点抽出	0.2031	1.0625	1.0781	0.2031	1.0625	1.0469	0.2031	1.0625	1.0781
	位置合わせ	0.0469	0.0469	0.0781	0.0469	0.0937	0.0781	0.0313	0.0781	0.0781
	画像拡大	0.2031	0.7343	0.75	0.1875	0.7187	0.75	0.1875	0.7188	0.7343
	再構成	1.2969	4.5156	4.6313	1.2656	4.5625	4.5	1.2969	4.5	4.5313
	鮮明化	0.0156	0.1406	0.1718	0.0156	0.1563	0.125	0.0156	0.125	0.1406

表 5.5 に示す、本研究の改良の Harris オペレータ法は特徴点抽出方法として、従来の Harris オペレータ法より、約 1.5 倍の時間がかかる。位置合わせの SIFT アルゴリズムは特徴点と周辺の勾配強度と勾配方法を比較して、大変時間がかかる。従来の手法より、約 2 倍の時間がかかる。本研究は自適応補間法で幾何補間した画像を拡大した、でも自適応補間法は周辺値で補間係数を計算することは必要だ、それは線形補間法より約 1.5 倍の時間がかかる。本研究は MAP 法で高解像度画像を最構成して、従来の再構成法より約 3 倍の時間がかかる。最後の鮮明化は、輪郭鮮明法は従来のラプラスフィルタより全部の画素を計算することの必要がない、輪郭の配列を計算するだけ、それは、本手法は従来のラプラスフィルタより、約 1/10 の時間がかかる。

でも、本手法は複数枚画像（何十枚）を処理して、劣化画像配列を繰り返して位置合わせと拡大することが必要である、処理時間の向上のために、処理行列のループを減らすことが必要である。本研究は処理時間に改良の余地がある。

## 第6章 結論

### 6.1 まとめ

本研究の提案手法はまず運動推定の段階は、改善 Harris オペレータで複数枚の低解像度観測画像の特徴点を抽出する。改善 Harris オペレータで抽出した特徴点は別の方法 (Moravec オペレータと Harris オペレータ) より点数は2倍ぐらい増加し、その上特徴点の分布は一様になった。5.2節で改良 Harris オペレータの利点を確認した。後で抽出した特徴点によって SIFT アルゴリズムで画像の位置を合わせた。SIFT アルゴリズムは、回転・スケール変化等に不変性があるので別の位置合わせ手法より正確率は高い。5.2節で SIFT アルゴリズムの利点を確認した。画素補間の段階は補間結果鋭利度最高の適応補間法で複数枚の運動推定した低解像度観測画像を定倍に拡大し、MAP 法で同じ位置の画素枠組みを推測して、画像のノイズを大幅に減らして、高解像度化する。最後は高解像度画像を鮮明にする。この結果は第4章で定量的に確認した。

既存の手法と比較して、本手法に従って一様な特徴点を取って、回転・スケール不変性がある SIFT アルゴリズムで画像を運動推測して、従来の手法より運動推測の精度は高い。鋭利度最高の適応補間法で画像を拡大して、生成した高解像度画像はノイズを大幅に減らした。最後、ノイズに影響がない輪郭鮮明法で画像の色と輪郭は鮮明になった。本手法によって、画像の運動推測は高精度、画素補間は高鋭利度、画像輪郭は高鮮明度になった。

### 6.2 今後の課題

現在、世界中では超解像度画像技術の研究は、三つ方向がある。精度向上と処理速度向上とビデオのような連続の写真の処理。それから、今後の課題としては、本研究は基礎として三方面の発展方向がある。第一には精度向上のために、周波数処理手法を導入して、曲線の輪郭を鮮明になろう。第二には処理速度向上のために、処理行列のループを減らすことが必要である。第三にはビデオのような連続の写真を処理するために、画像配列計算に対して改良の余地がある。

低解像度画像で実験のために、今度の実験用低解像度画像は  $128 \times 128$  から  $500 \times 500$  までの解像度範囲しかない、今後の課題は本手法でもっと大きい幅の画像で (例えば  $1000 \times 1000$  解像度以上) 実験が必要であろう。

今度の実験では、従来手法と本手法で定量的に平均平方誤差を比較した、本手法の利点を確認した。しかし本手法で生成した高解像度画像の鮮明度と自然度など人間の目で判定しなかった。不同的人によって、アンケート調査も必要であろう。また、リアルタイムで運動推定するには加速度センタの統合的補正も検討する価値であろう。

## 謝辞

本研究にあたり、最後まで熱心な御指導をいただきました田中章司郎教授には、心より御礼申し上げます。論文と最終発表は熱心な御指導をいただきました廣富先生と山田先生には、心より御礼申し上げます。

また、鈴木先生、田中研究室の韋さん、学部生のみなさん、廣富研究室の陳さん、六井研究室の呉さんには、本研究に関して数々の御協力と御助言をいただきました。御礼申し上げます。また、会澤先生と六井先生、連合大会で論文を発表した時、御声援をいただきました。御礼申し上げます。

なお、本論文、本研究で作成したプログラム及び関連する発表資料等の全ての知的財産権を、本研究の指導教官である田中教授に譲渡致します。

## 文献

- [1] TSAI R Y, HUANG T S. Multiframe image restoration and registration. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, (1): 317-339.
- [2] University of Southern California Signal and Image Processing Institute  
URL <http://sipi.usc.edu/database/database.php>
- [3] S.C. park, M.K. park, and M.G. KANG, "Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview", *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.20, pp.21-36, May 2003
- [4] Harris J L. Diffraction and Resolving Power[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1964, 54(7): 931 -936.
- [5] Goodman J W. *Introduction to Fourier Optics* [M]. New York: McGraw-Hill, 1968.
- [6] 章毓晋. 图像工程[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999, 72~76.
- [7] Moravec H P . Towards automatic visual obstacle avoidance [A] .In : *Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence* [C] ,Cambridge,MA,USA,1977 : 584-590.
- [8] E.g. H. Pohl, O. Weibrecht, and U. Wiesenburg, "Arrangement for control of aerial cameras," US Patent 3997795, filed 4-23-1975.
- [9] Bracewell, R. "Pentagram Notation for Cross Correlation." *The Fourier Transform and Its Applications*. New York: McGraw-Hill, pp. 46 and 243, 1965.
- [10] Chris Harris, Mike Stephens. A Combined Corner and Edge Detector [C] . Manchester : *Proceedings of the 4 th Alvey Vision Conference*, 1988 : 147-151.
- [11] C. Schmid and P. Mohr, Local grayvalue invariants for image retrieval, *Proc. of IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, vol. 19, no. 5, pp.530-534, May, 1997.
- [12] J. J. Clark, M R. Palmer, and P.D. Laurence, "A transformation method for the reconstruction of functions from nonuniformly spaced samples," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp. 1151-1165,1985.
- [13] Gilbarg, D and Trudinger, N. *Elliptic partial differential equations of second order*. Springer. 2001. ISBN 978-3540411604.
- [14] D. G. Lowe, Object recognition from local scaleinvariant features, *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.1150-1157, 1999.
- [15] PANG Bo, ZHANG Xu-dong, XU Xiao-hong Super-resolution image reconstruction using adaptive interpolation method, *JOURNAL OF HEFEI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY* Vol.29 No.7 Jul.2006.

- [16] MATLAB Function Reference  
<http://infoshako.sk.tsukuba.ac.jp/ShakoDoc/MATLAB5/jhelp/techdoc/ref/randn.html>
- [17] Hardie, R.C., Barnard, K.J., and Armstrong, E.E., Joint Map registration and high resolution image estimation using a sequence of undersampled images, IEEE Trans. Image Process., Vol.6, No.12, pp. 1621-1633, 1997.
- [18] 杨云峰 苏志勋 胡金燕 一种保持边缘特征的图像插值方法[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(10):1248-1251.