

## 2次元同時サブピクセル推定法の Bayer 配列への適用と超解像への応用

清水 雅夫, 後藤 知将, 矢野 高宏, 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

{mas, goto, tyano}@ok.ctrl.titech.ac.jp, mxo@ctrl.titech.ac.jp

**概要** 多くの画像処理では、画像間の変位を得るために領域ベースマッチングを行っている。同時に、変位分解能を向上するために、類似度値を補間してサブピクセル変位を推定する手法が多く用いられている。本論文では、まず、類似度補間手法を基に拡張した新しいサブピクセル推定手法を説明する。この2次元同時サブピクセル推定法は、画像や2次元類似度に対する先験的な知識を全く必要とせず、繰り返し計算も使用しない。

一方、Bayer 配列画像からの直接超解像処理では、複数の位置ずれのある低解像度画像データから、直接高解像度 RGB フルカラー画像を再構成する。このとき、複数の低解像度 Bayer 配列画像間の変位を高精度にサブピクセル推定する必要があるが、この処理のための Bayer 配列画像データの利用方法を検討した。検討結果をもとに、実画像を用いた直接超解像処理を行い、2次元同時サブピクセル推定法の効果を確認した。

### Application of 2D Simultaneous Sub-Pixel Estimation for Multi-Image Super-Resolution from Bayer CFA Data

Masao SHIMIZU, Tomomasa GOTOH, Takahiro YANO 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** Area-based matching is a fundamental image processing to obtain displacement between images. Also, the similarity interpolation method to estimate sub-pixel displacement is commonly used to enhance resolution. This paper explains a novel two-dimensional simultaneous sub-pixel estimation method based on similarity interpolation. The method requires no “a priori” knowledge over 2D similarity, or images at all. It adopts no iteration.

On the other hand, it is necessary to estimate the highly precise sub-pixel displacement between low-resolution Bayer CFA images for direct multi-image super-resolution applications. The application directly re-constructs a high-resolution full color RGB image from a set of low-resolution Bayer CFA images. In this paper, we have investigated the usage of Bayer CFA image data for the highly precise and effective image matching and sub-pixel estimation. Based on the result, an experiment on the super-resolution processing was performed utilizing real image sequences for verification of the two-dimensional simultaneous estimation method.

# 1 まえがき

ステレオ画像処理 [5] をはじめとして、コンピュータビジョン [2], ターゲットトラッキング [4][6], 画像計測 [3], マシンビジョン, リモートセンシング, 画像レジストレーション [1], 時系列画像解析などの多くの画像処理では, 画像間変位を精密に推定することが求められる。

画像間変位を推定するためには, 画像を周波数領域に変換して変位量を調べる方法, 画像中の特徴点を抽出してその対応を求めて利用する方法, 濃度勾配法などがある。それぞれの方法に特徴があるが, 本研究では, 実装が容易で画像に明確な特徴点が含まれなくても画像間の対応を求めることができる領域ベースマッチングを利用する。

領域ベースマッチングでは, 既に空間的に離散化している画像データを用いるため, 画像間の類似度評価値は離散的な位置で得ることができる。この離散的に得られた類似度評価値から, 最小値または最大値を探索すると, 結果として画素単位での画像間変位を求めることができるが, 多くの用途ではさらにサブピクセル変位を推定する必要がある。2次元同時サブピクセル推定法 [11] は, 離散的に得られた類似度評価値を利用して画像間のサブピクセル変位を推定する手法であるが, 従来手法と異なり, 2次元変位を直接高精度に推定することができる。また, 既に提案しているサブピクセル推定誤差低減手法 (EEC; Estimation Error Cancel method)[7][8] と組み合わせることや, 類似度評価関数とフィッティング関数との組合せを選択する [9][10] ことで, さらに高精度な2次元変位推定が可能になる。

複数画像や時系列画像を使用した超解像画像処理 [15][16][17] では, 画像間のモーション (変位) を精密に推定することが, 処理結果に大きく影響する。しかも, 低解像度画像を利用したモーション推定は, もともと画像の解像度が低い上に高精度なサブピクセル推定をする必要がある。撮影対象は限定できないので, 画像中から特徴点を有効に抽出できる保証はない。

一方, 単板式 CCD カラーカメラの Bayer 配列 [12] 画像データを利用した超解像画像処理では, 画素ごとにことなる色情報を持つ画像データを利用して領域ベースマッチングを行い, モーション推定をする必要がある。このとき, 類似度評価値を計算するためには, 何種類かのデータ利用法が考えられる。本論文では, データ利用法に対する領域ベースマッチング・サブピクセル推定における精度を比較検討した。

この検討結果をもとに, 2次元同時サブピクセル推定法を適用することで Bayer 配列画像データから高精度な2次元サブピクセル推定を行い, 得られた

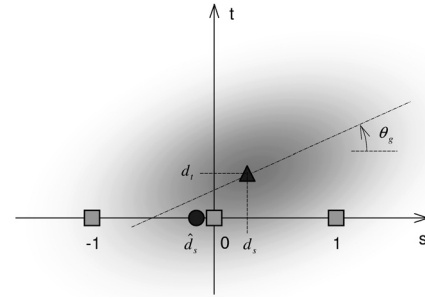


図 1. 従来手法におけるサブピクセル推定の問題点. 座標軸は画像間の変位を表す. 濃淡の分布は連続領域における類似度値を表す. サブピクセル推定は, 離散的な類似度値を使って連続領域における類似度値が最大位置を推定することである。

モーションを用いて Bayer 配列画像データからデモザイキング (Demosaicing) と超解像処理を同時に行い [18], 直接超解像 RGB 画像データを再構築した。

本論文は, 以下のように構成する。2章では, 2次元同時サブピクセル推定法について述べる。3章では, Bayer 配列画像データの利用方法に対するサブピクセル推定精度の比較検討を行う。4章では, Bayer 配列画像データから直接高解像度 RGB 画像データを得る超解像処理について述べる。5章では, 合成画像と実画像を用いた実験を行い, 2次元同時推定法の効果を示す。

## 2. 2次元同時サブピクセル推定法

### 2.1 従来手法の問題点

画像間の類似度または非類似度は, 2枚の画像から切り出した注目領域に対して計算することができる。このときの (非) 類似度としては, 濃度差の総和 (SAD: Sum of Absolute Difference), 濃度差の2乗和 (SSD: Sum of Squared Difference), 相関係数 (ZNCC: Zero-mean Normalized Cross-Correlation) などを利用する。本論文では, 代表的な非類似度<sup>1</sup>として, 次式の SSD を考える。

$$R_{SSD} = \sum_{(u,v) \in W} (I_1(u,v) - I_2(u,v))^2 \quad (1)$$

ただし,  $I_1(u,v)$ ,  $I_2(u,v)$  は, 画像  $I_1$ ,  $I_2$  から切り出した注目領域中の位置  $(u,v)$  における濃度,  $W$  は任意形状の注目領域である。ここでは, 画素単位での対応位置を正しく求めることができることを仮定する。

従来, 例えば水平方向のサブピクセル位置を推定するために, 図1に示すように, 類似度評価値  $R(-1, 0)$ ,

<sup>1</sup>本論文では, 類似度と非類似度を全く同じように扱うことができるので, 以後全て類似度と記述する。画像間の類似が最大になるのは, 類似度が最大になる位置である。

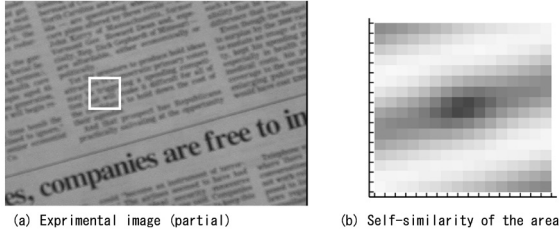


図 2. (a) 従来手法で推定誤差が生じる画像例と、  
(b) その SSD 自己類似度.

$R(0,0)$ ,  $R(1,0)$ (□印) をパラボラフィッティングして  $\hat{d}_s$ (●印) を推定していた。ところが、この例では、真の画像間変位は  $(d_s, d_t)$  である (▲印)。仮に、パラボラフィッティングによるサブピクセル推定に誤差がなくても、この結果には大きな推定誤差を含む。つまり、次の条件の全てが真のときには、水平方向推定誤差が発生して、 $\hat{d}_s - d_s \neq 0$  となることは明らかである。

- 垂直方向変位  $d_t \neq 0$ .
- 2次元類似度が異方性を持つ。
- 異方性を持つ 2次元類似度の回転角度  $\theta_g \neq 0$ .

実際には、多くの画像がこの条件に当てはまる。例えば、図 2(a) に示す画像中の文字領域の SSD 自己類似度<sup>2</sup> を求めると、図 2(b) のようになっている。この自己類似度は異方性を持ち、 $\theta_g \neq 0$  なので、従来手法では、大きなサブピクセル推定誤差が発生する可能性があることを示している。

## 2.2 2次元同時サブピクセル推定法

本節では、離散的に算出された画像間の類似度値を利用して、連続領域における類似度最大位置(サブピクセル位置)を推定する手法を具体的に説明する。

まず、離散的に得られている類似度値を使って、連続領域における類似度を水平方向に微分したときに値が 0 になる位置を結ぶ直線(水平極値線; Horizontal Extremal Line)HEL を求める。HEL は水平方向について類似度最大値を通る直線なので、2 本以上の水平ライン上でのサブピクセル類似度最大値位置が決定すれば、HEL を求めることができる。図 3(a) で、直線  $t = 0$  上での最大類似度を与える位置 ( $\hat{d}_{s(t=0)}, 0$ ) は、変位位置  $(s, t)$  での類似度を  $R(s, t)$  とすると、次式で求めることができる。

$$\hat{d}_{s(t=0)} = \frac{R(-1,0) - R(1,0)}{2R(-1,0) - 4R(0,0) + 2R(1,0)} \quad (2)$$

直線  $t = -1$  上と直線  $t = 1$  上での最大類似度を与える位置 ( $\hat{d}_{s(t=-1)}, -1$ ), ( $\hat{d}_{s(t=1)}, 1$ ) も、式 (2) と同様を求めることができる。このとき、図 3 に示す ±3

<sup>2</sup> $I_1$  と  $I_2$  が同じとき、類似度を自己類似度と呼ぶ。

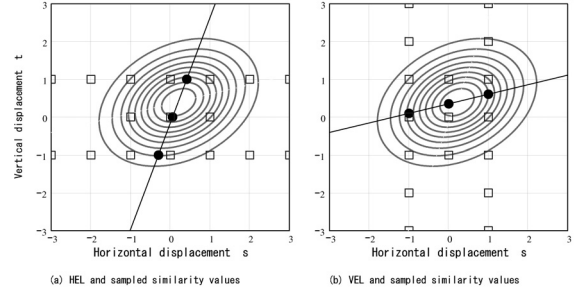


図 3. HEL の推定 (a) と、VEL の推定 (b).

の範囲の類似度を考慮している。このようにして求めた、3 点の類似度最大位置を通る直線が HEL である。画像パターンや画像に含まれるノイズや画像間の相違などのために、これら 3 点は直線上にない可能性があるため、最小二乗で近似直線を求める。これら 3 点を最小二乗で近似する直線は、次式で求めることができる。

$$\begin{aligned} s &= at + b \quad (3) \\ a &= \frac{1}{2} (\hat{d}_{s(t=1)} - \hat{d}_{s(t=-1)}) \\ b &= \frac{1}{3} (\hat{d}_{s(t=1)} + \hat{d}_{s(t=0)} + \hat{d}_{s(t=-1)}) \end{aligned}$$

同様に、離散化単位で得られた類似度値を使って、図 3(b) に示すように連続領域における類似度を垂直方向に微分したときに値が 0 になる位置を結ぶ直線(垂直極値線; Vertical Extremal Line)VEL を求める。

$$\begin{aligned} t &= As + B \quad (4) \\ A &= \frac{1}{2} (\hat{d}_{t(s=1)} - \hat{d}_{t(s=-1)}) \\ B &= \frac{1}{3} (\hat{d}_{t(s=1)} + \hat{d}_{t(s=0)} + \hat{d}_{t(s=-1)}) \end{aligned}$$

HEL と VEL の交点、すなわち式 (3) と (4) の交点が、連続領域における 2 次元類似度最大位置のサブピクセル推定位置 ( $\tilde{d}_s, \tilde{d}_t$ ) である。

$$\begin{aligned} \tilde{d}_s &= \frac{aB + b}{1 - aA} \\ \tilde{d}_t &= \frac{Ab + B}{1 - aA} \quad (5) \end{aligned}$$

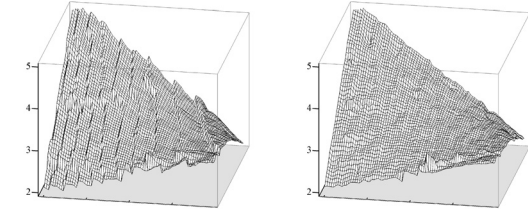
式 (2) を計算するとき、既に提案している EEC 手法を適用して、さらにサブピクセル推定誤差を小さくすることができる。

## 2.3 効果

2次元同時推定法の効果を確認するために、画像間の対応を細かく求める実験を行った。この実験では正解値はわからないが、系統的誤差の存在を明確に確認することができる。



(a) Images used for the flow vector estimation.



(b) Conventional method

(c) Proposed method

図 4. (a) フローベクトル計測実験に利用した画像と、(b) 従来手法による垂直方向成分分布、(c) 2次元同時推定による垂直方向成分分布.

平面に貼り付けた新聞を、光軸方向と位置が異なる2台のカメラで撮影した。これらの画像を、図4(a)に示す。80×50=4000カ所における画像間の対応ベクトルを従来手法と2次元同時推定によって求めた。対応ベクトルの垂直方向成分を、図4(b)と(c)に示す。従来手法による結果では、誤対応以外にテクスチャによる系統的誤差が見られる。この誤差は無視できないほど大きく、超解像処理には不適切である。一方、2次元同時推定による結果では、系統的誤差が大きく低減されている。

なお、新聞の文字が水平に撮影されている画像では、図4(b)のような推定誤差は生じない。

### 3 Bayer 配列画像データの利用方法

#### 3.1 Bayer 配列画像データ

カラー画像を撮影するためには、RGBの3種類の分光透過率を持つフィルタを通して、3個のCCD撮像素子を利用すればよい。しかし、より簡単にカラー画像を撮影するために、前面にモザイク状のRGB Bayer色フィルタ配列(CFA; Color Filter Array)を接着した1個のCCD撮像素子を利用することが多い(単板式カラー CCD撮像素子)。CFAには、図5に示すようなRGB Bayer配列の他にも何種類かの配列がある。

単板式カラー CCDで撮影した画像は、画素ごとに異なる色フィルタを通した光強度情報で構成されるので、各画素は単色の色情報しか持たない。このため、フルカラー画像を再構成するためには、不足する色情報を隣接画素の色情報などを利用して再構築するデモザイキングとよばれる処理が必要となる[13][14]。本研究では、超解像処理と同時にデモザイ

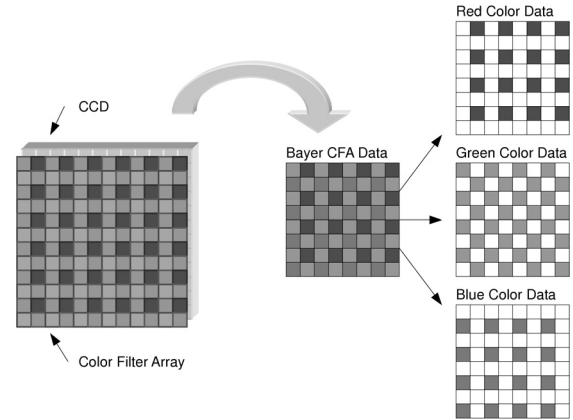


図 5. 単板式カラー CCD と RGB Bayer 色フィルタ配列データ.

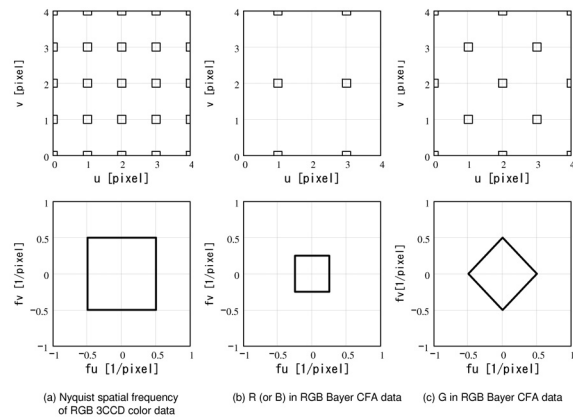


図 6. 画素の空間的サンプリング位置と対応する2次元空間周波数. 2次元空間周波数では、ナイキスト周波数を示す。(a) 全画素を使う場合、(b) RGB Bayer 配列画像データの R、(c) RGB Bayer 配列画像データの G.

キング処理を行っている。

Bayer 配列画像データに含まれる各色成分は、空間的なサンプリング間隔と位置が異なるので、2次元空間周波数を考えたときにナイキスト周波数の性質が異なる。図6に、全画素に同じ色フィルタが配置されていると考えた(つまり通常のグレースケール画像)とき、Bayer 配列画像データの R、同じく G、の3種類の空間方向サンプリングにおける2次元空間ナイキスト周波数を示す。Bayer 配列画像データの B に対するナイキスト周波数は、図6(b)と同じである。領域の内側はナイキスト周波数よりも低いので、正しくサンプリングすることができる。この領域が広いほど、高精細な空間情報を撮影できることを示す。Bayer 配列画像データの G は、画像データの配列を45[度]方向に傾けると $\sqrt{2}$ [画素]間隔の正方サンプリングと考えることができ、比較的広帯域な

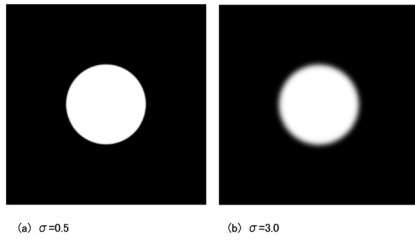


図 7. 推定精度比較に用いた合成画像.

サンプリングを行っていることがわかる.

### 3.2 サブピクセル推定精度の比較

#### 3.2.1 テスト画像

画像が Bayer 配列データとして得られたときに、できるだけ計算量が少なく、しかも高精度なサブピクセル推定を行うための方法を検討する. サブピクセル推定精度を比較するために、2次元のサブピクセル移動量が既知の合成画像を多数用意し、Bayer CFA を通してサンプリングしたデータを用いてマッチングとサブピクセル推定を行う. このときに利用する合成画像には、次式で示すエッジの傾斜を誤差関数で表現した円形パターンを使用した.

$$I(u, v) = 1 - \operatorname{erf} \left( \frac{\sqrt{(u-d_s)^2 + (v-d_t)^2} - r}{\sqrt{2}\sigma} \right)$$

$$\operatorname{erf}(t) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^t e^{-\xi^2} d\xi \quad (6)$$

$\sigma$  は、エッジ傾斜のパラメータで、値が小さいほどシャープなエッジを表す.  $(d_s, d_t)$  は変位である. 図 7 に、 $\sigma = 0.5$  と  $\sigma = 3.0$  の合成画像を示す. この合成画像は、半径  $r = 40$  [画素]、画像サイズ  $226 \times 226$  [画素] の色彩のない 8 ビットグレースケール画像である.

Bayer 配列画像において、空間周波数が高い領域では、デモザイキング処理によっては偽色が発生する可能性がある. 合成画像では、空間周波数が高い領域として、エッジ領域を考えている. 円形パターンには、あらゆる方向のエッジが存在する. 式 (6) の合成画像では、パラメータ  $\sigma$  でエッジの傾斜を設定できる.

参照画像  $((d_s, d_t) = (0, 0))$  に対して、 $0.2$  [画素] ごとに最大  $\pm 1$  [画素] 変位した画像を、合計 121 枚用意した. 参照画像に対する 2次元の変位を推定し、真値に対する RMS 誤差を求めた. 2次元変位の推定には、EEC 手法を適用した従来手法を利用したが、パターンが円形るときには 2次元同時推定と同じ結果になる.

#### 3.2.2 利用方法

次の 6 種類の Bayer 配列画像データの利用方法と、比較のためにグレースケールデータが全画素に対し

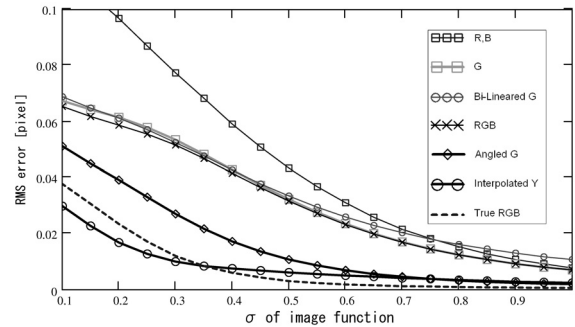


図 8. サブピクセル推定誤差.

て得られていると考えたときの結果 ((7) True RGB) を比較した.

- (1) Bayer 配列画像データの R(B)
- (2) Bayer 配列画像データの G
- (3) 全画素データにバイリニア補間した G
- (4) Bayer 配列の全画素データ
- (5) 45[度] 方向正方サンプリングと考えた G
- (6) 補間して作成した輝度 (Y)

(1) は、1[画素] おきに得られる Bayer 配列画像データの R または B だけを利用した. 2[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる.

(2) は、G を利用した. 2[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる.

(3) は、G を利用した. R と B の位置に対する G を周囲からバイリニア補間して作成し、全画素分の G を利用した. 1[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる.

(4) は、Bayer 配列画像データを何ら補間処理をせずに全て利用した. 2[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる.

(5) は、G を利用した. 画像の座標系を 45[度] 回転し、サンプリング間隔を正方  $\sqrt{2}$  [画素] と考えた.  $\sqrt{2}$  [画素] ごとの 45[度] 方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる.

(6) は、Bayer 配列画像から、全画素に対する RGB データを各色成分ごとにバイリニア補間してから全画素の輝度成分 (Y) を計算して利用した. 輝度成分の計算は、 $Y = (R + G + B)/3$  とした. 1[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる.

#### 3.2.3 結果

図 8 に、サブピクセル推定に対する RMS 誤差を示す. 横軸は濃度エッジ傾斜パラメータ  $\sigma$  を示すが、グラフの範囲はエッジがシャープな領域である. 合成画像の半径  $r$  を変えても、結果はほとんど変化しなかった. また、(1) の利用方法で、R の結果と B の

結果に差はなかった。

結論としては、45[度] 方向正方サンプリングと考  
えた G データを利用するか、Y を計算して利用する  
と推定誤差が小さくなる。計算量が小さいのは、G  
データの利用である。また、Bayer 配列画像データ  
(RAW データ) が出力できない単板式カラーカメラ  
のときには、輝度信号 (Y) 出力をそのまま利用す  
ればよい。(6) の方法で Y データを作成すると、画  
像に対して高域低減フィルタの効果がある。このため  
、撮像系の光学的特性によってジャギーが目立つ Bayer  
配列画像データのときには、意図的に Y データを  
作成してから利用する方がよい。

## 4 複数の Bayer データを利用した超解像

### 4.1 デモザイキング

一般に、デモザイキング処理は、Bayer 配列画像  
データから各画素に対してフルカラーの RGB 情報  
を再構築する処理である。図 9 にデモザイキング  
処理の概念を示す。デモザイキング処理は、空間的  
に疎なサンプリングデータに対して何らかの補間  
処理を行うので、アルゴリズムによっては元情報  
を完全に復元することができない。疎でしかも  
サンプリング位置が異なる色情報を利用するた  
め、特に色情報の再構成が困難な場合があり、  
結果として偽色が発生することがある。

従来、カラー画像の超解像処理では、画像を  
撮影したカメラが 3CCD なのか単板式なのかを  
考慮することなく、RGB データを利用して  
いた。このため、使用するカメラによって  
効果が異なり、デモザイキングによって  
発生した偽色が処理結果に影響する可  
能性があつた。

既に提案している Bayer 配列画像データ  
からの直接超解像処理では、再構成した高  
解像度画像における色に関する拘束条件を  
用いることで、図 9 に示すような従来  
のデモザイキング処理を行う必要が  
なく、直接高解像度画像を得ることが  
できる。

### 4.2 複数画像を用いる超解像

光強度情報を撮像素子で空間的にサン  
プリングするとき、標本化定理を満たす  
ような理想的な前置フィルタで帯域制限  
されていれば、画像データから完全に  
元信号を復元することができる。た  
だし、このときには、どれだけ多くの  
画像データを利用しても、周波数帯域  
を拡大することはできない。

しかし、帯域制限が不完全なときには、  
画像データには折り返し歪みを含むが、  
異なる位置でサンプリングした画像  
データを複数利用することで、元信号  
の高域成分を復元することができる。  
このような超解像処理の概念図を、  
図 10 に示す。このときには、

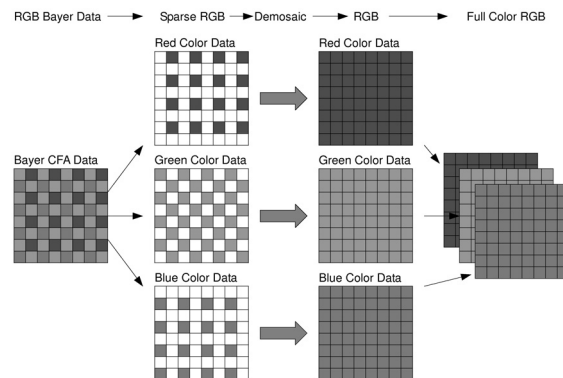


図 9. Bayer 配列画像データのデモザイキング処理。

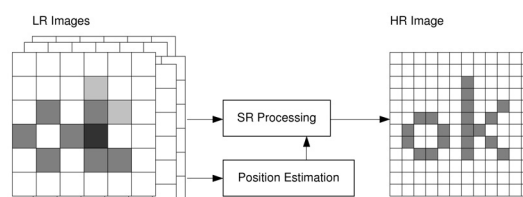


図 10. 複数画像を用いる超解像処理の概念図。

低解像度画像間のサンプリング位置を、サブピ  
クセル精度で推定する必要がある。

### 4.3 Bayer 配列画像データからの直接超解像

複数の低解像度画像データが Bayer 配列で  
与えられたときに、高解像度 RGB 画像  
データを復元する問題は、デモザイ  
キング処理と複数画像からの超解  
像処理の 2 段階に分けることなく、  
直接超解像 (Direct Demosaicing and  
Super-Resolution) 処理を行うことが  
できる [18]。このときには、Bayer  
配列画像データを利用して高精度な  
画像間サブピクセル位置推定が  
できることが前提となる。

この直接超解像処理の概要を、図 11  
に示す。観測した低解像度 Bayer  
配列画像データを使って画像間の  
サブピクセル位置推定を行い、この  
結果を使って高解像度 RGB 復元  
画像を撮影モデルでサンプリング  
する。画像の平滑性と RGB チャン  
ネル間の相関を考慮して観測画像  
との差により、高解像度 RGB 画  
像をアップデートする。

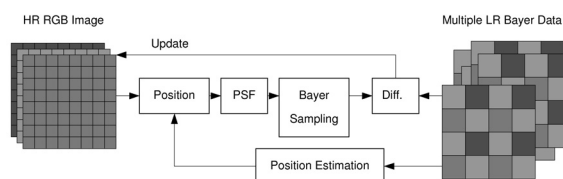


図 11. 低解像度 Bayer 配列画像データを複数利用  
する直接超解像処理の概念図。

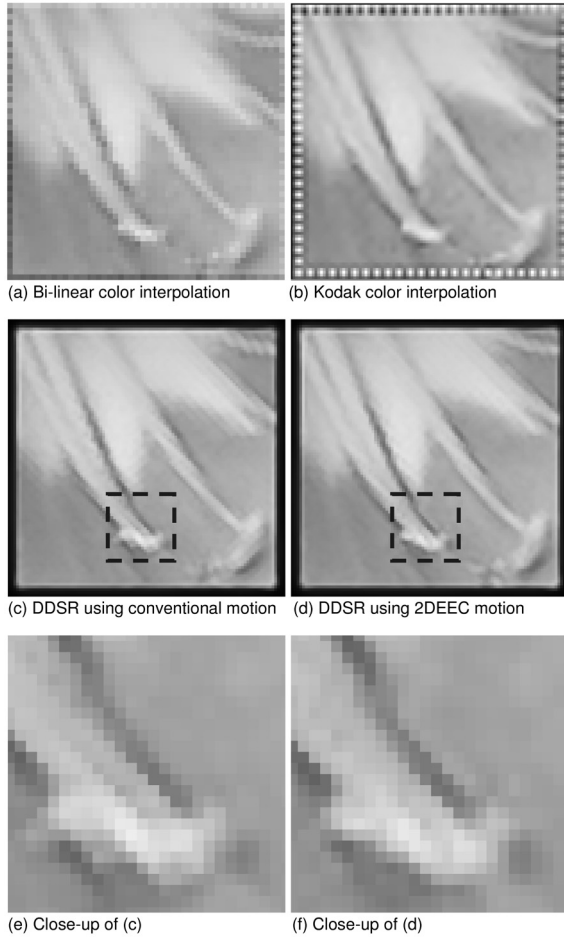


図 12. 直接超解像処理結果 (2 倍). (a) バイリニア色補間デモザイキングと 0 次ホールド拡大. (b) Kodak 方式デモザイキング [14] とバイキュービック拡大. (c) 従来手法のサブピクセル推定を使った直接超解像. (d) 2次元同時推定を使った直接超解像. (e)(f) (c)(d) の部分拡大.

このとき、次式の目的関数を最急降下法により最適化していることになる。

$$\arg \min_{\mathbf{z}} \left( \sum_{k=1}^M \|\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{z}\|^2 + \mu \|\mathbf{Pz}\|^2 + \lambda \|\mathbf{QTz}\|^2 \right) \quad (7)$$

ただし、 $\mathbf{z}$  は再構成された高解像度 RGB 画像、 $\mathbf{A}_k$  は観測特性を表すモデル、 $\mathbf{y}_k$  は  $M$  枚の観測した低解像度 Bayer 配列画像、 $\mu$  と  $\lambda$  は重み制御パラメータ、 $\mathbf{P}$  および  $\mathbf{Q}$  は高域検出フィルタ行列、 $\mathbf{T}$  は RGB から色差への変換行列である。

## 5 実験結果

SONY DCR-VX2000(3CCD DV カメラ) を使用して、Bayer 配列画像データからの直接超解像処理実験を行った。プログレッシブモードに設定して撮影し、さらに 1/1000[秒] の電子シャッターを使用し

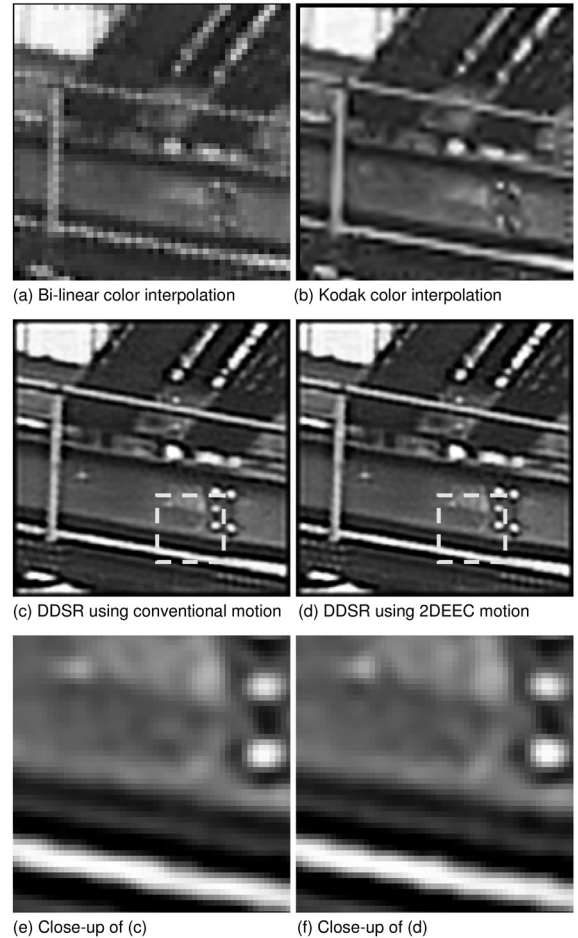


図 13. 直接超解像処理結果 (4 倍).

てフレーム内モーションぶれを低減した。DV 圧縮されたフルカラー RGB 画像に対して Bayer 配列マスクを適用し、単板式カラーカメラをシミュレートした。撮影画像は DV 圧縮されているので、よく観察すると色彩にアーチファクトが見られるが、そのまま処理を行った。

図 12 と図 13 に、直接超解像処理結果を示す。処理領域サイズは、 $50 \times 50$ [画素] である。Bayer 配列画像データから線形補間によるデモザイキングを行い、各画素ごとの RGB データから Y データを計算してマッチングに利用した。マッチングには SSD を使用し、EEC 手法を適用した 2次元同時サブピクセル推定法によってモーションを推定した。この実験では、モーションは平行移動に限定して推定した。超解像処理には、図 12 では 16 枚、図 13 では 64 枚の画像を利用した。どちらの処理例でも、2次元同時サブピクセル推定による結果は、斜めエッジの再構成が良好で精細感が高い。

図 14 に、処理領域に対する自己類似度と、処理領域のモーション推定結果の一部を示す。自己類似度の特徴によっては、従来手法によるモーション推定では大きな誤差が生じるが、2次元同時推定によって

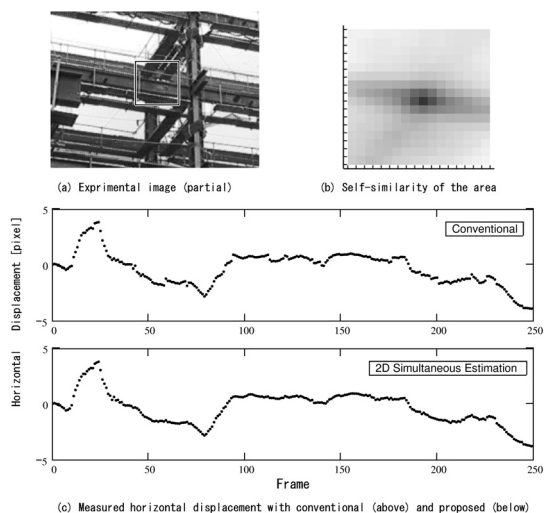


図 14. 直接超解像処理に利用した画像の自己類似度と推定したモーション。

高精度にモーション推定が可能なことを示している。

## 6 むすび

単板式カラー CCD の画像データを直接利用できれば、効果的なデモザイキングと超解像処理を同時に行うことができる。多くの工業用単板式カラー CCD カメラでは、カメラ内部で何らかのデモザイキング処理が行われていて、しかもその詳細は不明である。しかし、Bayer 配列データをそのまま出力できるカラーカメラも何機種もある。さらに、デジタルスチルカメラでは RAW データを保存できる機種が多い。このような RAW データを使って効果的な画像処理が可能であることが一般的になり、カメラメーカーが出力フォーマットを再考する日が来ることを期待したい。

今後は、モーションの自由度を大きくすることや、さらに広範囲のアプリケーションに適用することなどの検討を行っていく。

## 参考文献

- [1] Qi Tian and M. N. Huhns, "Algorithms for Sub-pixel Registration", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol.35, pp.220-223, 1986.
- [2] J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar, "On the Computation of Motion from Sequences of Images - a Review", Proceedings of the IEEE, Vol.76, No.8, pp.917-935, August 1988.
- [3] G. A. W. West and T. A. Clarke, "A Survey and Examination of Subpixel Measurement Techniques", Proceedings of the SPIE: Close-Range Photogrammetry Meets Machine Vision, Vol.1395, pp.456-63, Zurich, Switzerland, 1990.
- [4] H. K. Aghajan, C. D. Schaper, and T. Kailath, "Machine Vision Techniques for Subpixel Estima-

- tion of Critical Dimensions", Optical Engineering, Vol.32, No.4, pp.828-839, April 1993.
- [5] Takeo Kanade and Masatoshi Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vo.16, No.9, pp.920-932, September 1994.
- [6] M. R. Shortis, T. A. Clarke, and T. Short, "A Comparison of Some Techniques for the Subpixel Location of Discrete Target Images", Proceedings of the SPIE: Videometrics III, Vol.2350, pp.239-250, Boston, MA, USA, 1994.
- [7] Masao Shimizu and Masatoshi Okutomi, "Precise Sub-Pixel Estimation on Area-Based Matching", Proc. 8th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2001), pp.90-97, Vancouver, Canada, July 2001.
- [8] 清水 雅夫, 奥富 正敏, "画像のマッチングにおける高精度なサブピクセル推定手法", 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J84-D-II, No.7, pp.1409-1418, July 2001.
- [9] Masao Shimizu and Masatoshi Okutomi, "An Analysis of Sub-Pixel Estimation Error on Area-Based Image Matching", Proc. 14th International Conference on Digital Signal Processing (DSP2002), Volume II, pp.1239-1242 (W3B.4), Santorini, Greece, July 2002.
- [10] 清水 雅夫, 奥富 正敏, "画像のマッチングにおけるサブピクセル推定の意味と性質", 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, No.12, pp.1791-1800, December 2002.
- [11] 清水 雅夫, 奥富 正敏, "類似度モデルに基づく画像の高精度 2次元サブピクセルマッチング", 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU2003, vol.103, No.151, pp.31-38, 千葉, June 2003.
- [12] B. E. Bayer, "Color Imaging Array", U.S.Patent 3.971.065, 1976.
- [13] Cok, D.R., "Signal Processing Method and Apparatus for Producing Interpolated Chrominance Values in a Sampled Color Image Signal", United States Patent 4.642.678, 1987.
- [14] Laroche, C.A, M.A., Prescott, "Apparatus and Method for Adaptively Interpolating a Full Color Image Utilizing Chrominance Gradients", United States Patent 5.373.322, 1994.
- [15] M. Irani and S. Peleg, "Improving Resolution by Image Registration", CVGIP: Graph, Models Image Process., vol.53, pp.231-239, March 1991.
- [16] R. C. Hardie, K. J. Barnard and E. E. Amstrong, "Joint MAP Registration and High-Resolution Image Estimation using a Sequence of Undersampled Images", IEEE Trans. on Image Processing, vol.6, pp.1621-1633, 1997.
- [17] R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "Improved Definition Video Frame Enhancement", IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Detroit, MI., vol.IV, pp.2169-2172, May 1995.
- [18] 後藤 知将, 奥富 正敏, "単板 CCD からの高解像度カラー画像の生成", 情報処理学会研究報告 2003-CVIM-138, vol.2003, No.41, pp.223-230, 東京, May 2003.