

チャンネル間の相関を利用した 補間に基づく高解像度カラー画像生成

櫻井 歩^{†1} 田中 正行^{†1} 奥富 正敏^{†1}

画素値が欠落した画素を含む画像データがある。本論文ではこのような画像データからカラー画像を生成する手法を提案する。提案手法は、空間の距離に基づく spatial weight と、参照画像の画素値の差に基づく joint range weight を用いた重み付き平均を算出し、補間する手法である。spatial weight と joint range weight は画素値の欠落の規則性に依存しない重みである。規則性に依存しない理由は、これらの重みが推定したい画素と、画素値が存在する画素の一対一の関係で導かれるからである。また、画像のチャンネル間の相関とデータ密度の差を考慮し、データ密度の高いチャンネルに初期補間を行い、参照画像にすることで、データ密度の少ないチャンネルであっても、より画像のテクスチャにあった画像補間を行える。実験で既存手法と提案手法の結果を比較し提案手法の有効性を確かめた。

High resolution color image interpolation using color correlation

AYUMU SAKURAI,^{†1} MASAYUKI TANAKA^{†1}
and MASATOSHI OKUTOMI^{†1}

This paper proposes an interpolation algorithm to generate a full-color image from image data which include the missing pixels. The proposed algorithm interpolates the full color image by weighted average. A spatial weight and joint range weight are used for the weighted average. This paper also proposes an image processing flow considering that the strong correlation between channels. The experimental comparisons demonstrate that the proposed algorithm can generate high-quality full-color images without visible artifacts.

^{†1} 東京工業大学
Tokyo Institute of Technology

1. はじめに

画素値が欠落した画素を含む画像データがある。このような画像データには大きく分けて二つの種類がある。一つ目は、バイヤー配列やインターレース画像など規則的にサンプリングが行われている画素値が欠落した画像データである。二つ目は、不規則サンプリングされた画像データである。例えば、複数枚を利用する超解像処理の入力画像が、規則的にサンプリングされた画像データであったとしても、位置合わせを行った結果の中間画像は、不規則サンプリングされた画像データであると考えられることができる。このような画像データからカラー画像を生成するためには画素値が不規則に欠落した画素の値を推定する必要がある。

画素値を推定する手法として、ML法¹⁾、MAP法⁸⁾などが知られている。ML法は最尤推定の原理に基づく方法であり、MAP法は生成される高解像度画像に対す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。これらの方法は再構成型処理と言われる。再構成型処理では、まず初期の高解像度画像を設定し、カメラモデルに基づき観測画像データ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像の画素値を比較しこの誤差を最小にするように高解像度画像を更新する。これを収束するまで繰り返しを行う事によって高解像度画像を得る。しかし、これらの手法では、計算コストがとても大きい。また、初期の高解像度画像に結果が大きく依存する。

画素値を推定する方法として補間に基づく手法がある。補間に基づく手法と再構成型処理との大きな違いは再構成型処理が画像全体を同時に推定する手法であるのに対し、補間に基づく手法では推定する注目画素を中心とした周りの画像データのみを用いて画素ごとに推定する点である。なかでも多項式補間は主に規則的にサンプリングを行った画像データに用いられている。しかし、不規則にサンプリングされたデータに対して利用するにはサンプル点の間隔が一定とならないため多項式の推定が不安定になる欠点をもつ。そこで、本論文では、観測された画素値の重み付き平均を算出することにより画素値を推定する手法を提案する。重み付き平均を用いる手法の場合、重みの付け方が特に重要となる。

ところで、画像の補間はチャンネルごとに独立に行われていることが多い。しかし、実際のカラー画像は多チャンネルで表現されている。また、そのような多チャンネルで表現されている画像の場合、圧縮などの理由により、主要でないチャンネルを間引きしていることも多い。カラーフィルタアレイ、jpeg、mpeg、NTSCなど主用な写真、動画の規格も間引きが行われていると考えることができる。間引きされた画素が少なくデータ密度の高いチャンネルと間引きさ

れた画素が多くデータ密度の低いチャンネルが混在するが、データ密度が低いチャンネルをそのチャンネルだけにに基づき補間を行うより、チャンネル間の相関を利用し、データ密度が高いチャンネルを利用した補間のほうがよりよい推定ができると期待される。

本論文ではチャンネル間の相関を利用した補間に基づくカラー画像生成手法を提案する。ここでは重みの設計法とチャンネル間の相関の利用の仕方が重要となる。本論文では距離による重み *spatial weight* と参照画像による画素値の差の重み *joint range weight* を用いた手法を用いる。参照画像は画素値が欠落している画素を含む画像データの代わりに欠けている画素値を補う画像データである。本論文では、参照画像としてデータ密度の高いチャンネルの画像データを補間した画像を利用している。*spatial weight* と *joint range weight* を利用した補間処理は従来から知られているが、本論文では、*spatial weight* と *joint range weight* を、それぞれ発展させ、より高画質な画像補間手法を提案する。また、画像のチャンネル間の相関を利用することによりデータ密度の異なる画像データにおいて特に有効な補間手法を提案する。さらに、提案手法を輝度と色差に分かれた、チャンネルによってデータ密度の異なる不規則にサンプリングされた画像データの補間に適用し従来手法と比較し、提案手法の効果を明らかにする。

本論文の構成を以下に示す。第2章ではまず、本論文で想定する画像データについて述べる。次に第3章でチャンネル間の相関を用いたアルゴリズムを提案する。また、第4章で、提案補間手法について述べる。そして第5章で、補間手法について実験をおこなう。最後に、第6章で、本研究のまとめを行う。

2. 想定する画像データ

本論文では、空間的に不規則かつチャンネル間で異なるデータ密度でサンプリングされており、各サンプリング点において、すべてのチャンネルのデータがそろって観測されていない画像データの補間について議論する。補間手法を議論する前に、本論文で想定している画像データの具体例について述べる。データ密度が異なる画像データには、ベイヤー配列となっているカラーフィルタアレイを有する撮像素子により観測されたデータや輝度と色差に分かれた画像データにおいて輝度のサンプリングの密度が高いデータなどがある。また、複数枚を用いる超解像処理を考える際、それぞれの入力画像は規則的にサンプリングされていたとしても、複数枚の入力画像の位置合わせを行った結果のデータは、不規則にサンプリングされた画像データとして、考えることができる。そこで本章では、まず、複数枚を用いる超解像処理を簡単に説明し、本論文で議論する入力画像データの特徴を明らかにする。

2.1 複数枚を利用した超解像処理

複数枚を利用した超解像処理は大きく画像の位置合わせ処理と、画像生成処理に分けられる。ここで位置合わせとは位置ずれのある複数枚の画像が重なるように基準画像に対する変形パラメータを求めることである。変形パラメータを求めてから離散化する手法として本論文では田中ら¹³⁾の高解像度空間において、近傍領域の離散化点の平均を代表点として用いる手法を利用した。この手法を用いることにより、観測された低解像度画像では手に入らない画素と画素の間の情報を取得することができる。しかし、この位置合わせ処理後の画像データにおいて、いまだ画素値が欠落している画素が存在する。このような位置合わせ処理後の画像データは、空間的に不規則にサンプリングされた画像データと考えることができる。

2.2 YCC 画像の超解像

輝度情報 (Y) と色差情報 (Cr, Cb) にわけて保存する形式は画像圧縮や補色カメラの読み出されるデータとして一般的なものである。補色カメラとは補色カラーフィルタアレイを用いて撮像するカメラである。

補色カメラは図1のようなカラーフィルタアレイを用いて取得したデータを画素混合しながら読みだされている。そして、画素混合されたデータに YC 信号生成法を用いて Y, Cr, Cb 情報に分けられる。YC 信号生成法は (1) 式で表せられる。

$$\begin{aligned} Y &= (Mg + Cy + G + Ye)/2 \\ Cb &= (G + Ye) - (Mg + Cy) \\ Cr &= (Mg + Ye) - (G + Cy) \end{aligned} \quad (1)$$

補色カラーフィルタアレイの配置と YC 信号生成法の関係から、図1でわかるように輝度と色差では人の目に大きな役割を持つ輝度が多くサンプリングされている。

このように補色カメラで観測された画像データを利用して、複数枚を利用した超解像処理を行うことを考える。この場合、位置合わせ処理後の画像データは、空間的に不規則にサンプリングされているのみならず、各サンプル点において、輝度 (Y) と色差 (Cr, Cb) の値がそろってサンプリングされていない。また、図1からも明らかのように、輝度のデータ密度は色差のデータ密度の二倍になっている。このような画像データから、補間処理により画像生成をすることができれば、簡便な超解像処理が実現される。

そこで、本論文では、このような不規則に、かつチャンネル間で異なるデータ密度でサンプリングされており、各サンプル点において、チャンネルのデータがそろって観測されていない画像データの補間手法を提案する。

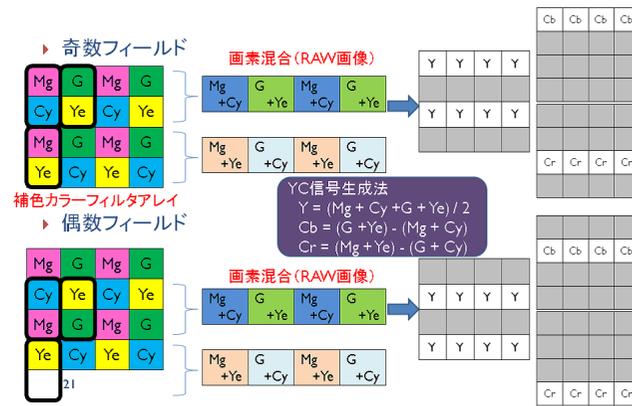


図1 位置合わせ前の入力画像データ

3. チャネル間の相関の利用

チャネル間のデータ密度が異なる画像データの補間において、データ密度の小さいチャネルにはデータ密度の大きいチャネルの情報を使うことにより良い補間ができると期待される。この章ではデータ密度に違いがある多チャネルの画像データに適したアルゴリズムについて述べる。

3.1 既存補間手法

参照画像を利用しない既存手法として Gaussian interpolation を、参照画像を利用する既存の補間手法として Joint bilateral interpolation を、それぞれ簡単に述べる。

3.1.1 Gaussian interpolation

Gaussian interpolation とは欠落した画素値の推定を、周辺のサンプル点の画素値を spatial weight のみを用いた重み付き平均により推定する補間手法である。この手法は、画素値は空間的に連続かつ滑らかに変化するという仮定に基づく手法である。spatial weight は、距離に基づく重みであり、注目画素位置の近くにあるサンプル点の画素値の重みが大きくなる関数を用いる。

具体的には注目画素位置からサンプル点までの距離に基づきガウス関数により算出し、算出した重みに基づく重み付き平均により、画素値を推定する。この処理をすべての画素ごとに行うことで画像補間を行う。

注目画素位置 \mathbf{p} における推定画素値 $\hat{J}_{\mathbf{p}}$ の値は (2) 式で算出される。

$$\hat{J}_{\mathbf{p}} = \frac{\sum_{\mathbf{k} \in S} I(\mathbf{p} + \mathbf{k})s(\mathbf{k})m(\mathbf{p} + \mathbf{k})}{\sum_{\mathbf{k} \in S} s(\mathbf{k})m(\mathbf{p} + \mathbf{k})} \quad (2)$$

ここで、 \mathbf{k} は注目画素位置からの相対的な位置を表す 2 次元座標を、 S は重み付き平均に用いる画素の範囲を、 I は画素値を、 $s(\mathbf{k})$ は重み関数を、 m はサンプルの有無を表すマスク関数をそれぞれ表す。マスク関数 $m(\mathbf{p} + \mathbf{k})$ は画素位置 $\mathbf{p} + \mathbf{k}$ において、画素値がサンプルされていれば 1、そうでなければ 0 が設定されている。また、多くの場合、重み関数として (3) 式に示すガウス関数が利用されている。

$$s(\mathbf{k}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{k}\|_2^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (3)$$

ここで、 σ_s は spatial variance である。この値を変化させることによってどれだけ広い範囲のサンプリング点の画素値を利用するかが決まる。

3.1.2 Joint bilateral interpolation

Edge-Preserving Denoise Filter として知られている Bilateral filter は spatial weight と range weight の二つの重みを用いる。この時 spatial weight は 3.1.1 節で述べた spatial weight と同じ関数を用いる。一方、range weight は画素値の差を用いた重みである。具体的には注目画素の画素値とサンプリング点の画素値の差に基づきガウス関数により算出する。

注目画素位置 \mathbf{p} における推定画素値 $\hat{J}_{\mathbf{p}}$ は (4) 式で算出される。

$$\hat{J}_{\mathbf{p}} = \frac{\sum_{\mathbf{k} \in S} I(\mathbf{p} + \mathbf{k})s(\mathbf{k})r(I(\mathbf{p}) - I(\mathbf{p} + \mathbf{k}))}{\sum_{\mathbf{k} \in S} s(\mathbf{k})r(I(\mathbf{p}) - I(\mathbf{p} + \mathbf{k}))} \quad (4)$$

ここで、 $s(\mathbf{k})$ は spatial weight の重み関数を、 $r(I(\mathbf{p}) - I(\mathbf{p} + \mathbf{k}))$ は range weight の重み関数を、それぞれ表す。また、多くの場合、range weight の重み関数として (5) 式に示すガウス関数が利用されている。

$$r(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (5)$$

σ_r は range variance である。この値を変化させることによって画素値の差の大小によってど

れだけ重みを変化させるかが決まる。spatial weight と range weight を用いることによって距離的に近く、また画素値として近いものが大きな重みを持つような重み付き平均を行うことができる。

補間手法においても二つの重みを用いた補間手法を用いることでより良い補間が行えると期待できる。ところが、補間手法の場合注目画素位置には画素値が存在しない。このような問題に対処した既存手法として Joint bilateral upsampling⁵⁾がある。この手法は joint range weight を用いる。これは、存在しない画素値を補うために適した参照画像の画素値の差に基づいて重みを付ける重み関数である。

Bilateral filter との違いは画素値 I の代わりに用いる参照画像の画素値 \tilde{I} とすると、推定画素値 \hat{J}_p は (6) 式で算出される。

$$\hat{J}_p = \frac{\sum_{\mathbf{k} \in S} I_{p+\mathbf{k}} s(\mathbf{k}) r(\tilde{I}_p - \tilde{I}_{p+\mathbf{k}})}{\sum_{\mathbf{k} \in S} s(\mathbf{k}) r(\tilde{I}_p - \tilde{I}_{p+\mathbf{k}})} \quad (6)$$

適した参照画像を用いることで、より良い補間が行える。

3.2 チャンネル間の同期を考慮した補間

画像データから画像生成する手法にはチャンネルごとに独立に生成する手法が多い。第 3.1.1 節の Gausiann interpolation(GI) もチャンネルごとに独立に補間している手法である。

一般に自然画像ではチャンネル間の相関が大きいこの相関を利用する。具体的に言えば、一つのチャンネルの中で同じような値を取る組み合わせの画素があった際、ほかのチャンネルも同じような値を取る組み合わせの画素になっている可能性が高い。例えば輝度値の値が近い画素同士は色差の値も近いと考えられる。本論文ではチャンネル間においてデータ密度の異なる画像データを考えている。このような画像データの場合データ密度の高いチャンネルをデータ密度の低いチャンネルの為の情報として用いることができれば、データ密度が低くてもより多くの情報が使える。第 3.1.2 節で述べた参照画像を用いる補間手法では、この参照画像にデータ密度が高いチャンネルの情報を用いることによって、データ密度の低いチャンネルにも情報を伝えることができると期待される。

輝度、色差に分かれた画像は重要な情報となる輝度のデータ密度が高くなっている画像データが多い。参照画像として用いる画像は輝度情報を初期補間し、生成した輝度画像を用いる。

既存の Joint bilateral upsampling を用いた手法⁵⁾では輝度の補間画像を参照画像として用

いて色差画像を補間するという手法が図 2(a) のように提案されている。しかし提案手法では色差情報と輝度情報の周波数特性の同期を行うために輝度情報にも参照画像をもちいた補間手法を図 2(b) のように適用する。輝度情報にも参照画像をもちいた手法を適用することにより、輝度と色差の同期が得られ、特性の違いによる違和感を減少させることができる。と期待される。

輝度画像は初期補間を行った画像で色差画像は参照画像をもちいた補間手法を行った手法の結果は図 3(a) に示し、輝度、色差ともに参照画像をもちいた補間手法を行った手法の結果は図 3(b) に示しこれらを比較する。

図 3 を見てわかるように、輝度を初期補間のものを用いたものでは画像のざらつきが残っていることがわかる。これは、輝度と色差の周波数特性が異なった状態で出力されているためと考えられる。輝度、色差ともに参照画像をもちいた補間手法においては、画像がはっきりしているうえに、偽色の発生が抑えられていることがわかる。これは同期がとられ輝度と色差の特性がそろったためと考えられる。結果の PSNR による評価の比較では、既存手法が 31.34[dB] 提案手法が 32.44[dB] である。定量評価においても輝度、色差ともに参照画像をもちいた提案手法が良い。本論文では輝度、色差ともに参照画像をもちいた補間手法を利用する。

4. Joint bilateral interpolation の拡張

第 3 章で既存補間手法として紹介した spatial weight と joint range weight を用いた Joint bilateral interpolation を発展させる。具体的には spatial weight と joint range weight の二つの重みを拡張する。

4.1 joint range weight の拡張

Joint bilateral interpolation における joint range weight は画素値の差を用いた重みである。画素値の差を用いた手法では参照画像にノイズが含まれていた際、参照画像のノイズを強調するように作用する。実際、本論文では参照画像を Gaussian interpolation によって生成しているが、画像データのサンプル点が不規則であるために本来存在しないアーティファクトがエッジ上に生成される。このようなアーティファクトをふくむ参照画像を利用すると、参照画像に含まれるアーティファクトが強調されて、出力されてしまう。これを回避するため、画素値の差を用いる代わりにパッチの類似度を用いた手法へと拡張する。画素値を用いる手法と異なり、画素周辺を含め比較を行うため、画素一つにノイズが含まれていても、周辺画素も用いる事で安定に類似度を推定することができる。パッチの類似度を用いることに

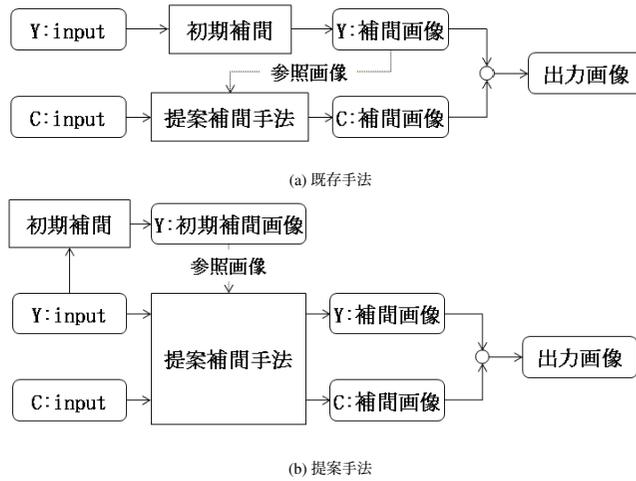


図2 周波数特性を考慮した補間

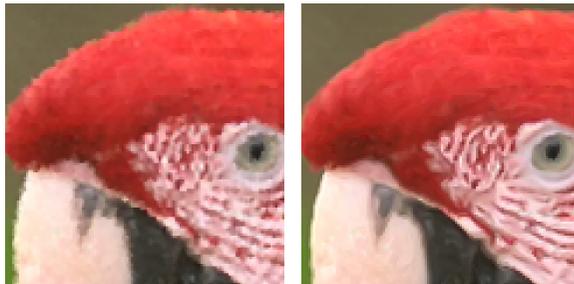


図3 周波数特性を考慮した補間の結果

よってノイズに対するロバスト性が向上する。

画素値の差を用いる場合とパッチの類似度の差を用いる場合の違いは図4に示す。緑色の位置での青に対する joint range weight を定めるとき既存手法は左のオレンジで囲んだ部分のように画素ごとの差を用いるが、本論文では右のオレンジで囲んだ部分のように画素周辺をパッチとすることでパッチの類似度を重みとして用いる所である。

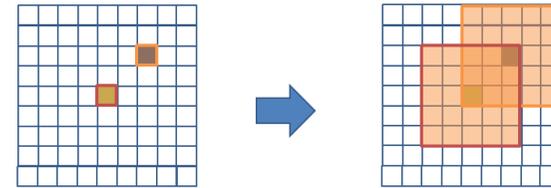


図4 joint range weight の拡張

注目画素位置 \mathbf{p} における推定画素値 $\hat{J}_{\mathbf{p}}$ は (7) 式で算出される。

$$\hat{J}_{\mathbf{p}} = \frac{\sum_{\mathbf{k} \in S} I(\mathbf{p} + \mathbf{k}) s(\mathbf{k}) r(D(\mathbf{p}, \mathbf{p} + \mathbf{k}))}{\sum_{\mathbf{k} \in S} s(\mathbf{k}) r(D(\mathbf{p}, \mathbf{p} + \mathbf{k}))} \quad (7)$$

$$s(\mathbf{k}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{k}\|_2^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (8)$$

$$r(x) = \exp\left(-\frac{x}{2\sigma_r^2}\right) \quad (9)$$

$$D(\mathbf{p}, \mathbf{p} + \mathbf{k}) = \frac{\sum_{\mathbf{l} \in W} (\tilde{I}_{\mathbf{p}+\mathbf{l}} - \tilde{I}_{\mathbf{p}+\mathbf{k}+\mathbf{l}})^2}{\sum_{\mathbf{l} \in W} 1} \quad (10)$$

ここで W は joint range weight のパッチの範囲を表す。

このような拡張を行うことによりエッジ上に本来存在しないアーティファクトの生成が減少することが期待される。

4.2 spatial weight の拡張

この節では距離による重みである spatial weight の改良を考える。従来の spatial weight はどのような画像 (エッジやテクスチャのある場所) であっても関係なく同心円状に広がっていく重みであった。これを画像の性質によって変化させる。これによりテクスチャによって適した spatial weight を設定できるようになる。

テクスチャに基づき spatial weight の形を適応的に設計する手法¹⁰⁾ が知られており、この手法では通常の spatial weight が真円上に重みの変化が広がっていく部分をテクスチャに基

づいて楕円状に変化させている。適応的に設計された重みは平坦な部分は、重み関数を広い範囲の情報を利用できるようにする。強いエッジには、そのエッジ方向には広く、その垂直方向には狭くなるような細長い範囲を利用できるようにする。細かいテクスチャのある部分では狭い範囲にある情報だけを用いるようにする。

ここで、テクスチャやエッジは隣接画素間の勾配が大きいという特徴がある。そのため、適応した spatial weight の設計には画像の勾配を用いている。適応的な spatial weights(\mathbf{k}) は (11) 式で算出される。

$$s(\mathbf{k}) = \exp\left(-\frac{\mathbf{k}^T \mathbf{C}_p^{-1} \mathbf{k}}{2h^2 u_p^2}\right) \quad (11)$$

$$\mathbf{C}_i^{-1} = \begin{pmatrix} \sum_{\mathbf{j} \in \omega_i} z_x(\mathbf{j}) z_x(\mathbf{j}) & \sum_{\mathbf{j} \in \omega_i} z_x(\mathbf{j}) z_y(\mathbf{j}) \\ \sum_{\mathbf{j} \in \omega_i} z_x(\mathbf{j}) z_y(\mathbf{j}) & \sum_{\mathbf{j} \in \omega_i} z_y(\mathbf{j}) z_y(\mathbf{j}) \end{pmatrix} \quad (12)$$

ここで、 $z_n(\mathbf{j})$ は n 軸方向の画素値の微分を、 h は global variance を、 u_i は local variance を、それぞれ表す。global variance は画像全体において補間に用いる範囲の調整を行う項であり local variance は画素ごとに調整を行うための項である。初期状態では両方とも 1 とする。入力データには微分をとれる画像が存在しないため、ここでの微分を求めるのに使用する画像は参照画像を用いる。

適応的な spatial weight を用いる事によりテクスチャをよく表す先鋭的な補間ができることを期待される。

4.3 Adaptive-Kernel Joint Non-Local Interpolation

提案手法は第 4.1 節と第 4.2 節で述べた二つの重みの拡張を組み合わせた手法である。第 4.1 節で述べたパッチ間の類似度を用いた joint range weight はエッジに対し強力な重みとして働くと考えることができ、第 4.2 節で述べた spatial weight はテクスチャに対し適応した重みとして働いてくれることが期待できる。

5. 実験

ここでは提案手法を用いて二つの実験を行う。一つは不規則にサンプリングされた画像データに対する補間手法であり、もう一方は規則的なサンプリングされた画像データに対する補間手法である。

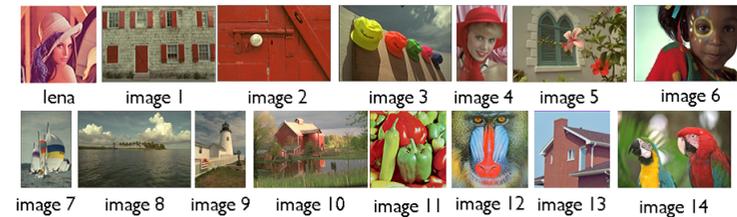


図 5 実験に用いた 15 枚の画像

表 1 不規則サンプリングされた入力画像に対しての補間の結果の PSNR[dB] の比較

	GI	JB1	proposed(A-JNLI)
lena (Fig. 6)	29.32	30.32	31.47
average (15 pictures Fig. 5)	27.22	28.08	29.27

5.1 不規則サンプリングされた画像データに対して

第 2 章において説明した超解像の中間データを参考にしながら不規則サンプリングされた画像データに対して補間を行った。

この実験での画像は不規則にかつ全体で、輝度のデータ密度が 30%、色差のデータ密度が 15%程度となるように入力画像を生成した。シミュレーションに用いた入力画像をサブピクシオンに input image と示している。データの無いところは画素値を 0 としている。ここで、図 6 において提案手法は先鋭でありエッジ部分に不自然なアーティファクトが発生していないことがわかる。真値画像との比較評価に用いられる PSNR による結果の評価を表 1 に示す。表 1 より提案手法が良好であることがわかる。

5.2 規則的にサンプリングされた画像データに対して

提案手法を規則的なサンプリングをされている画像データに適用した。規則的なサンプリングを補間する問題としてベイヤー配列となっている画像データのデモザイキングがある。ベイヤー配列による画像データは原色カラーフィルタアレイを用いた撮像素子における出力として知られている。

初期補間は HA⁴⁾ の手法を用いる。ここでは、線形補間、HA(R, B の補間は COK³⁾ の手法を用いる)、Zhang¹²⁾、Paily⁶⁾ の手法を比較した。Zhang¹²⁾、Paily⁶⁾ の手法はデモザイキングの手法として最近評価の高いものである。proposed では先の不規則サンプリングと異なり、G は HA を用いた補間を行い、R, B, は G との差を取り、それを提案補間手法を用い

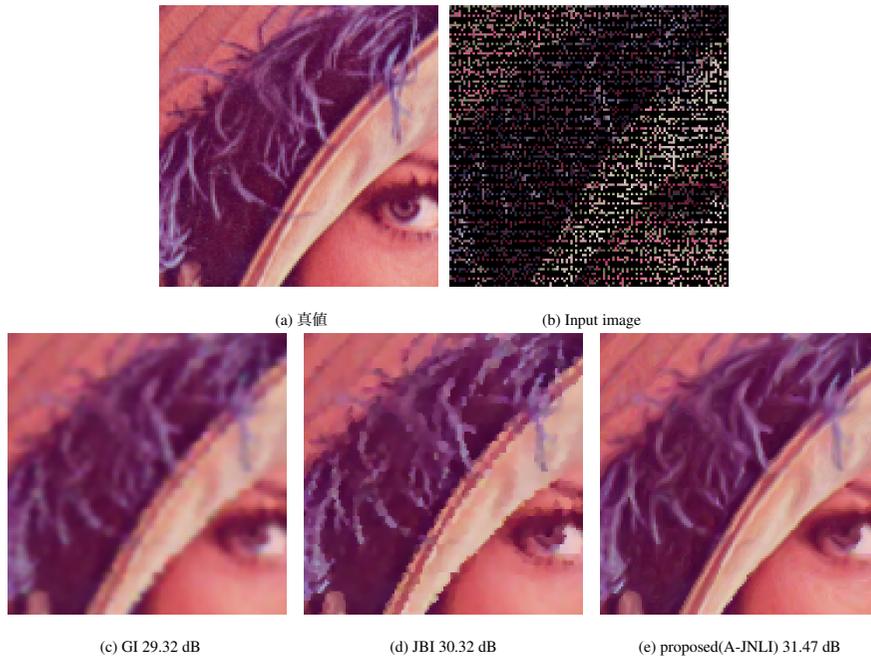


図 6 不規則サンプリングされた lena 画像の補間した結果. (a) 真値, (b)input image, (c)Gaussian interpolation, (d)Joint bilateral interpolation, (e)proposed(Adaptive-Kernel Joint Non-Local Interpolation)

表 2 ベイヤー配列からのデモザイクングの結果の PSNR[dB] 比較

	Li(線形補間)	HA ⁴⁾	Zhang ¹²⁾	Paliy ⁶⁾	proposed
average (15 pictures are Fig. 5)	31.66	33.61	39.56	39.87	36.03

て補間している。

用いた画像は図 5 の 15 枚である。結果の PSNR による結果の評価を表 2 に示す。提案手法は初期補間として用いた、HA よりは PSNR が高く効果が確認されるが、Zhang¹²⁾、Paliy⁶⁾ のようなデモザイクングに特化した手法には及ばなかった。

デモザイクングにおける結果は、デモザイクングに特化した手法と比べて優位であるという結果は見られなかった。これは規則的にサンプリングされているため、それを考慮した手法というのが効果的であったからだと考えられる。

6. 結 論

画素値が欠落した画素を含む画像データがある。このような画像データをチャンネル間の相関を利用した補間による画像生成手法を提案した。既存手法として知られている Joint Bilateral Interpolation の spatial weight と joint range weight の拡張を行った。joint range weight は画素値の差であったところをバッチの類似度を用いることで参照画像からのノイズからロバストに補間を行うことができた。spatial weight においてはテクスチャに関係なく同心円かつ、等しい範囲のサンプル点を用いていたところを、テクスチャに基づき変化させることによってよりテクスチャにあった重み関数を設定できるようにした。データ密度の小さいチャンネルに対しデータ密度の大きいチャンネルの相関を利用した。このことにより、データ密度が小さくとも、より適した重み付けを行うことができた。実験により既存手法との比較を行い有効性を示した。

参 考 文 献

- 1) Bennett, E., Mason, J. and McMillan, L.: Multispectral bilateral video fusion, *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol.16, No.5, pp.1185–1194 (2007).
- 2) Buades, A., Coll, B. and Morel, J.: A non-local algorithm for image denoising, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, Vol.2, IEEE, pp.60–65 (2005).
- 3) Cok, D.: Signal processing method and apparatus for producing interpolated chrominance values in a sampled color image signal (1987). US Patent 4,642,678.
- 4) Hamilton Jr, J. and Adams Jr, J.: Adaptive color plan interpolation in single sensor color electronic camera (1997). US Patent 5,629,734.
- 5) Kopf, J., Cohen, M., Lischinski, D. and Uyttendaele, M.: Joint bilateral upsampling, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol.26, No.3, p.96 (2007).
- 6) Paliy, D., Katkovnik, V., Bilcu, R., Alenius, S. and Egiazarian, K.: Spatially adaptive color filter array interpolation for noiseless and noisy data, *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol.17, No.3, pp.105–122 (2007).
- 7) Park, S., Park, M. and Kang, M.: Super-resolution image reconstruction: a technical overview, *Signal Processing Magazine, IEEE*, Vol.20, No.3, pp.21–36 (2003).
- 8) Schultz, R. and Stevenson, R.: Extraction of high-resolution frames from video sequences, *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol.5, No.6, pp.996–1011 (2002).
- 9) Stark, H. and Oskoui, P.: High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections, *Journal of the Optical Society of America A*, Vol.6, No.11, pp.1715–1726 (1989).

- 10) Takeda, H.: Kernel regression for image processing and reconstruction, PhD Thesis, Citeseer (2006).
- 11) Tom, B. and Katsaggelos, A.: Reconstruction of a high-resolution image by simultaneous registration, restoration, and interpolation of low-resolution images, *International Conference on Image Processing, 1995. Proceedings.*, pp.539–542 (1995).
- 12) Zhang, L. and Wu, X.: Color demosaicking via directional linear minimum mean square-error estimation, *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol. 14, No. 12, pp.2167–2178 (2005).
- 13) 田中正行, 奥富正敏: 再構成型超解像処理の高速化アルゴリズムとその精度評価, 電子情報通信学会論文誌. D-II, Vol.88, No.11, pp.2200–2209 (2005).