

超解像による画像再構成 —カメラの限界を超える—

三好 誠 司*

Super-Resolution Image Reconstruction Technique —Beyond the Bounds of Digital Camera—

Seiji MIYOSHI

1. はじめに

ヒトは外界からの情報の8割を視覚から得ていると言われる。事実、ヒトの脳皮質は思考や記憶などの高次の情報処理を担う部分の割合が他のほ乳類よりも大きいにも関わらず、それでもなお全体の3割は視覚情報の処理に関わる部分で占められている。おそらくこのような生物学的・解剖学的な特徴を有するがゆえにヒトは昔から画像の処理に強い興味を持ってきた。コンピュータによる画像処理も長い歴史を持つ^[1,2]が、近年、確率統計の知識、特にベイズ統計に基づく画像処理が注目されている^[3,4]。一方、一口に画像処理と言っても画像の補正、ノイズの除去、種々のエフェクト、領域分割、さらには物体の認識や動画像を対象とする処理までその内容は多岐にわたる。そのような中で最近薄型テレビのコマーシャルなどで耳にするようになった技術に「超解像」がある^[5]。超解像とはカメラ等の撮像機器の限界を超えて高解像度の画像を得る技術のことである。本稿では数式をなるべく使わずにベイズ統計に基づく超解像技術を紹介し、そのおもしろさの一端を伝えたい。

2. ベイズ統計に基づく画像処理

具体的な画像処理の話に入る前に、まずその基礎となるベイズの定理について説明する。いま、事象 x

の確率を $p(x)$ 、事象 y の確率を $p(y)$ 、 x と y の両方が起こる確率を $p(x, y)$ と書くことにすると、

$$p(x, y) = p(y|x)p(x) \quad (1)$$

が成り立つ。ここで、 $p(y|x)$ は x が起こったという条件のもとで y が起こる条件付き確率を表す。つまり式(1)が述べているのは、 x が起こって、その条件のもとで y が起これば x と y の両方が起こったことになるということである。ここで x と y の時間的な前後関係は特に決まっているわけではないことに注意すると、 x と y の両方が起こる確率は

$$p(x, y) = p(x|y)p(y) \quad (2)$$

と書くこともできる。式(1)、(2)より

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} \quad (3)$$

が成り立つ。これがベイズの定理と呼ばれる式である。

画像処理においてベイズの定理がどのように役に立つかを考えてみることにする。例として、いま手元に劣化画像が一枚あり、これを使って原画像を推定する場合を考えてみる。劣化画像を y 、原画像を x とすると、確率 $p(x)$ は劣化画像 y を得る前に我々が原画像 x に関して持っている知識を表しており、事前確率と呼ばれる。我々が原画像 x に関して持っている知識とはたとえば「ふつう我々が目にする画像においては隣り合う画素の値(色)はそれほど違わない」とか「けれども背景の前に物体が存在するような部分では画素値が不連続に変化することもある」というようなことである。一方、条件付き確率 $p(y|x)$ は原画像 x が劣化して y になるプロセスを表しており、これを x

原稿受付 平成21年9月8日

*システム理工学部 電気電子情報工学科 准教授

の関数とみるとときには特に尤度（ゆうど）と呼ばれる。たとえば、写真が経年変化で色褪せるとか、元の画像にある種の分布にしたがう雑音加わって画像が劣化するという過程を表すのが尤度である。この例では y は既知（定数）であるので式(3)右辺の分母はそれほど気にしなくてよい。 $p(x)$ が事前確率と呼ばれるのに対し、式(3)左辺の $p(x|y)$ は劣化画像 y を得た後での原画像 x の確率なので事後確率と呼ばれる。

このように事前確率 $p(x)$ と尤度 $p(y|x)$ からベイズの定理で計算される事後確率 $p(x|y)$ を用いて未知の変数 x を推定する数学的枠組みはベイズ推定と呼ばれる。上の例では、手元に一枚の劣化画像 y があり、これだけを使って原画像 x を推定する。よって、原画像の候補の中から確率的にもっともそれらしい画像を探せばよいわけだから、ベイズの定理で計算される事後確率 $p(x|y)$ が最大になるような x を推定結果とすればよいことになる。すなわちこの場合の推定結果は

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{argmax}} P(x|y) \quad (4)$$

となる。

このように書いてしまうと話は簡単のようだが、実際にはコトはそれほど単純ではない。というのは原画像の候補が多すぎるのである。例としてグレー画像を考えてみる。この場合、ひとつの画素は通常8ビットで表現されている。つまり、一つの画素は明るいグレー（白）から暗いグレー（黒）まで $2^8=256$ 階調で表現されている。最近のデジカメ画像は100万画素以上があたりまえになっているが、話をシンプルにするために縦10ピクセル×横10ピクセルのたった100画素の画像を考えた場合でも画像の候補の種類は 256^{100} 通りあることになる。これは1の後ろにゼロが240個以上並ぶ数字なのである。

最近のコンピュータの発達にはたしかに目を見張るものがある。安価なPCでも、その心臓部であるCPUには1億個以上のトランジスタ（スイッチ）が入っており、それらが1秒間に10億回以上もONとOFFを繰り返しているという、まさに想像を絶する世界がその中にある。しかし、仮に一秒間に100万枚の画像の候補を調べ続けることができたとしても、 256^{100} 通りの候補を調べ終わるには 10^{220} 年以上かかってしまうのだ！我々自然科学に携わる人間は超高速コンピュータを手に入れた場合でもできる計算とできない計算があることを知らねばならない。

さて、このように画像処理においてベイズ推定は式(3)、(4)のように非常にクリアな形で式を与えてくれるが、実際にこれを計算することは特殊な状況を除いて

は困難である。このような状況に立ち向かうために変分法に基づく推論、EMアルゴリズム、マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC)、ビリーフ・プロパゲーション(BP)など種々の近似計算手法が近年開発されている^[6]。

3. 超解像^[5]

最近注目されている画像処理技術のひとつに超解像がある。画像を扱う場面においてはたいいていの場合、解像度が高いことが望まれる。たとえば解像度の高い医用画像は医師が正確な診断を行うのに役立つし、人工衛星が上空から撮影する画像が高解像度であるほど地上の小さい物体の識別が可能になる。また、カメラを用いたパターン認識の分野では高解像度画像は認識率向上に役立つであろう。

解像度を上げるもっともストレートな方法は撮像素子を構成する画素のサイズを小さくすることである。しかし、画素のサイズが小さくなると1画素あたりの光の量が減るので相対的にノイズの影響が大きくなってしまふ。また撮像素子製造の点でも画素の微細化は限界に近づいている。逆の方法として画素の大きさを保ったままで撮像素子全体を大きくすることも考えられる。しかしこれは電氣的な容量を増やしてしまい処理の高速化を困難にする。

このようなハードウェアの改良による高解像度化に対して、ソフトウェア、すなわち画像処理により高解像度画像を得る方法が超解像技術である。特に、多数の低解像度画像を使って一枚の高解像度画像を得る方法が注目されている。この場合の最大の利点はコストがかからず、すでに存在している低解像度の画像システムをそのまま使えることである。車のナンバープレートの読み取り、CTやMRIなどの医用画像における貢献など超解像技術の応用範囲がたいへん広いことは言うまでもない。

4. 結果と議論

図1に示す画像を原画像として実験を行った。この画像は縦40ピクセル、横40ピクセルのグレー画像である。この画像に対して、まず平行移動と回転を施す。次に点広がり関数でボケを加える。その後、解像度を下げ、最後にノイズを加える。以上の操作を人工的に行い、複数の低解像度画像を作成する。

上記の作業はちょうど解像度が低いデジタルカメラを使って人間がある撮影対象を連続で手持ち撮影する場合に相当する。平行移動や回転は手持ちによるカメラ支持の不完全性に相当し、点広がり関数によるボケはレンズなどの光学系特有の現象に相当する。また最

後に加えるノイズは CCD センサや CMOS センサなど撮像素子の特性に対応している。

ここでは、平行移動量は縦横とも $-2 \sim +2$ ピクセルの実数値をとる一様乱数、回転角度は $-4 \sim +4$ 度の実数値をとる一様乱数、点広がり関数は標準偏差 2 ピクセルのガウス形、ノイズは SN 比が 30dB であるようなガウスノイズとし、図 1 に示す一枚の原画像から 16 枚の低解像度画像を人工的に生成した。図 2 と図 3 はこのようにして作った 16 枚の低解像度画像のうちの 2 枚である。この 2 枚の画像はいずれも同一の原画像から生成したものであるが、乱数で生成している平行移動量、回転量、ノイズが異なるためによく見比べてみると少し異なることがわかる。

このようにして作成した 16 枚の低解像度画像だけを使って原画像を復元するのが本稿で扱う超解像である。実はこの作業は 2 節で例として述べた劣化画像の修復よりも 1 ランク難しい処理である。劣化画像（低解像度画像）以外に手がかりがないのは 2 節と同様であるが、超解像の場合はノイズだけでなく、平行移動量、

回転量などの位置ずれパラメータも推定しながら原画像を復元しなければならないからである。そのために変分推論と EM アルゴリズムを用いるのであるが詳細については本稿では省略する。興味がある読者は参考文献^[6,7,8,9]を参照されたい。

図 4 は事前分布に「原画像は隣り合う画素はそれほど変わらない」という性質をガウス分布として取り入れた場合^[7]の推定結果の一例である。使用した低解像度画像は図 2 や図 3 のように何を撮影した画像なのかほとんどわからない画像であったにも関わらず、図 4 では男性の横顔であることがすぐわかる程度に復元されておりたいへん興味深い（この男性が少し垂れ目であることまで復元されている。なお、よく復元されていることがわかりにくい場合はこの論文を目から少し離して見ていただきたい）。耳、鼻、口、目の形がよく復元されており、その際に図 2 や図 3 における 1 ピクセルよりも小さい特徴が復元されている点に注目されたい。これが可能である理由は、低解像度画像生成時のサブピクセル量の平行移動や回転移動を積極的に使っ



図 1 原画像

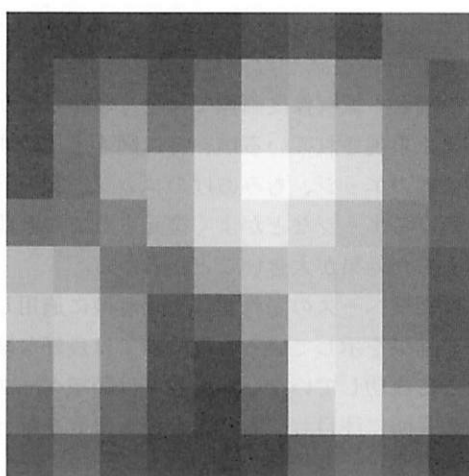


図 3 低解像度画像 (2/16)

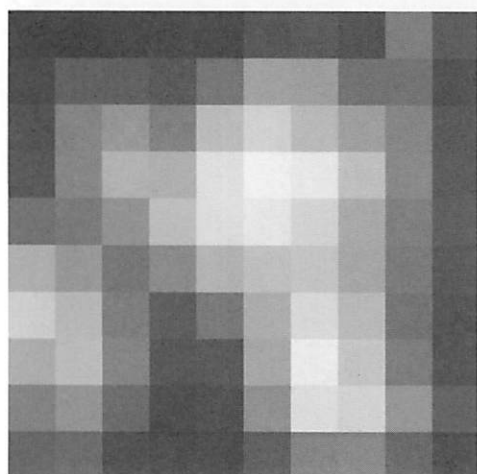


図 2 低解像度画像 (1/16)

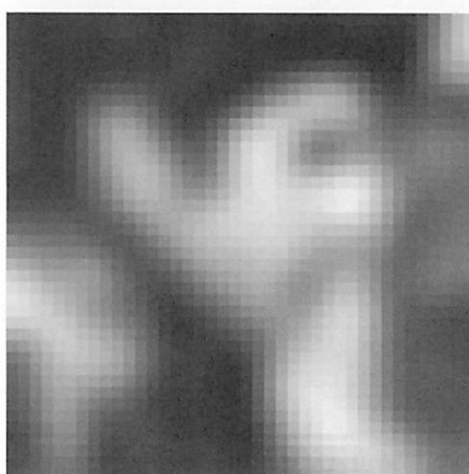


図 4 隠れ変数無しの超解像

ているからである。

しかしながら、図4は図1の原画像と比較するとずいぶんぼやけてしまっていることも事実である。これは事前分布として「隣り合う画素はそれほど違わない」という条件を使っているので原画像において画素値が急に変わっている部分、すなわちエッジが再現されにくいからである。

このようなエッジをうまく表現するために、事前分布に隠れ変数を導入することが効果的である。画像の場合で言えば画素値が外に現れている変数であるのに対して、隠れ変数はその名の通り、直接には外に現れない変数のことである。画像処理における隠れ変数には大きく二種類がある。ひとつは「境界ベースの隠れ変数」と呼ばれるもので、画素と画素の境界に、そこがエッジであるかないかを表す変数として導入する方法である^[10]。もうひとつは「領域ベースの隠れ変数」と呼ばれるものであり、個々の画素にそれがどの領域に属するかを示すラベルを貼り付けていく方法である^[11,12]。

Kanemuraら^[8,9]は境界ベースの隠れ変数を超解像に適用し、良好な結果を得ることに成功した。Kanemuraらの追試を行った結果の一例を図5に示す。この場合も低解像度画像では全くわからなかった特徴がよく再現されているが、特に図4と比較すると髪の毛と額のエッジ、もみあげのエッジ、顎の下端から下に延びるエッジなどがよく復元されており隠れ変数を導入した効果が大きいことがわかる。

図6は領域ベースの隠れ変数を超解像に適用した試行段階の結果を示している。現段階では良好な結果を得ることに成功していないが、我々は領域ベースの隠れ変数の長所に注目しており、今後も研究を続ける予定である。

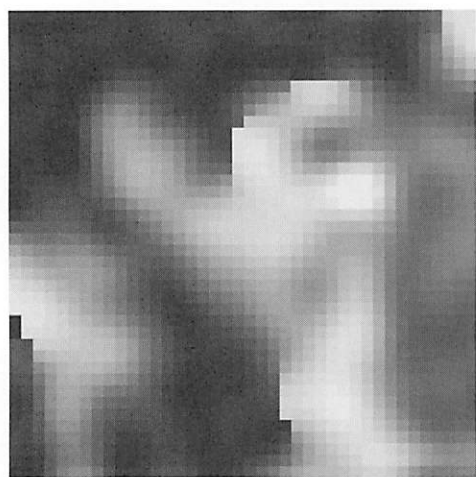


図5 境界ベースの隠れ変数による超解像

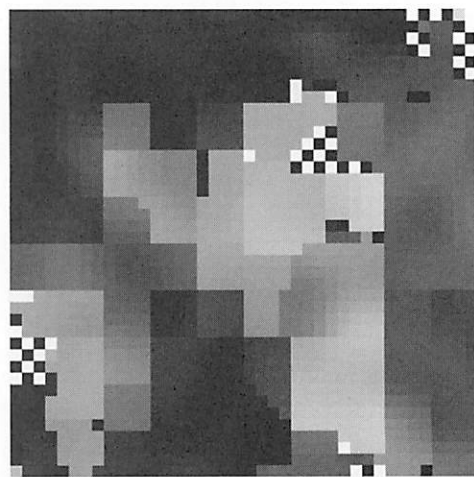


図6 領域ベースの隠れ変数による超解像。現段階では成功していない。

参考文献

- [1] B. K. P. Horn, Robot Vision, MIT Press, 1986.
- [2] Stan Z. Li, Markov Random Field Modeling in Image Analysis, Springer, 2009.
- [3] 田中和之, 確率モデルによる画像処理技術入門, 森北出版, 2006.
- [4] K. Tanaka, "Statistical-mechanical approach to image processing." J. Phys.A: Math. Gen., 35, R81-R150, 2002.
- [5] S. C. Park, M. K. Park and M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," IEEE Signal Process. Mag., Vol.20, No.3, pp.21--36, 2003.
- [6] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
- [7] M. E. Tipping and C. M. Bishop, "Bayesian Image Super-resolution." Advances in Neural Information Processing Systems, 15, 1279-1286, 2003.
- [8] 兼村厚範、福田航、前田新一、石井信、 "[解説] ベイズ超解像と階層モデリング", 日本神経回路学会誌, Vol.15, No.3, pp.181-192, 2008.
- [9] A. Kanemura, S. Maeda and S. Ishii, "Superresolution with compound Markov random fields via the variational EM algorithm." Neural Networks, Vol.22, pp.1025-1034, 2009.
- [10] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxations, Gibbs distributions, and the

Bayesian restoration of images," IEEE trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.PAMI-6, No.6, pp.721-741, 1984.

- [11] D. Geman, S. Geman, C. Graffigne and P. Dong, "Boundary detection by constrained optimization." IEEE trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.PAMI-12, No.7, pp.609-628, 1984.
- [12] 岡田真人、銅谷賢治、吉岡利福、川人光男、
"位相を隠れ変数として持つ領域ベース結合 MRF モデル." 電子情報通信学会技術研究報告、NC98-184, 1999.