

フラクタル次元に基づく無制限超解像処理

Unlimited Super-Resolution Based on Fractal Dimension

齋藤翠*¹ 長尾智晴*¹
Midori Saito Tomoharu Nagao

*¹横浜国立大学大学院環境情報学府

Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

Many super-resolution methods have been studied. Every conventional methods require the transformation rules of magnification to human, or learn them from the training data given by humans. In other words, the conventional method is “interpolation” method, which generates single high-resolution image from a given low-resolution image. We propose a super-resolution method which can “generate” many kinds of high-resolution images from an original low-resolution image by using evolutionary computation. This method uses Fractal dimension as the important criterion for generating image evaluation, since the fractal dimension of a natural object is constant regardless of its magnification rate according to Fractal Theory. The experiments showed that the proposed method is effective and generates different kinds of high-resolution images.

1. はじめに

画像の拡大処理を行う際、低解像度のドットパターンは情報が落ちているために本来の画像を推定することは難しい。低解像度画像の補間処理によって画像を拡大する手法として、超解像処理の研究が盛んに行われている。超解像処理には、低解像度画像 1 枚を入力として処理を行うシングルフレーム超解像処理と、低解像度画像を複数入力して処理を行うマルチフレーム超解像処理がある。マルチフレーム超解像処理は、複数の入力画像間の位置ずれを 1 pixel 未満のサブピクセルの精度で推定・補間する手法である。条件が合えば高解像度画像を復元することが出来るが、複数枚の画像が必要であるため適用対象が限られてしまう。一方、シングルフレーム超解像処理は 1 枚の画像から高解像度画像を生成できるため、様々な分野で応用が期待でき、本日まで様々な研究がなされてきた。本研究はシングルフレーム超解像を対象としている。

シングルフレームは、大きく分けると Interpolation-based, Reconstruction-based, Example-based のアプローチが挙げられる。Interpolation-based の手法 [Ouwerkerk 06] では、画像の各画素とその近傍の加重平均を用いた補間処理を行う。Reconstruction-based の手法 [Sun 08] では、事前知識を用いたエネルギーの最小化による処理を行う。これらの画像の補間処理は数式ベースで処理を行うため、任意の拡大倍率で高解像度画像を生成することができるが、繰り返し実行すると再現性が著しく低下してしまうという課題がある。また、Example-based の手法 [Glasner 09] では、低解像度画像と高解像度画像のパッチの関係を学習して画像変換処理を構築する。そのため、学習する際のデータや拡大倍率に依存してしまうという問題がある。画像の拡大は本来解の存在しない問題であるが、これらの従来手法は生成された拡大画像の候補は 1 つに絞られるという特徴がある。これらの従来の超解像処理が学習モデルに基づく画像変換や補間を行うものであるのに対して、本研究では高解像度 “画像の生成” を行う “無制限超解像処理”^{*1} を

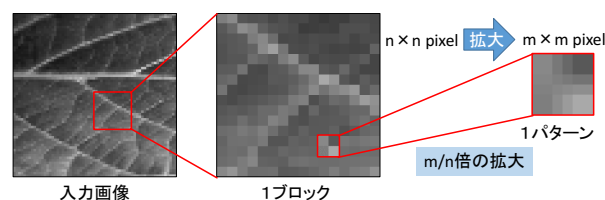


図 1: 提案手法の概要

提案する。すなわち任意倍率に拡大可能であり、また拡大画像の解の候補を複数提示することができる手法を目指す。

2. フラクタル次元に基づく無制限超解像処理

2.1 フラクタル次元について

本手法では、無制限に拡大を行うためのルールとしてフラクタル次元に着目する。フラクタル次元とは形状の複雑さを表す次元のことである。フラクタル次元は様々な分野に応用されている。図形の自己相似性や複雑さの尺度として画像解析を行うことや、図形や画像を符号化すること、また自然物体の記述モデルとしての画像生成を行うことなどに用いられる。本研究では、画像を拡大する際のフラクタル次元のルールを推定・設定することでその拡大ルールに従う拡大画像を生成する。特に自然界の海岸線などはフラクタル次元が拡大倍率に依存せず一定であることが知られている [Mandelbrot 82].

2.2 提案手法の概要

提案手法の概要を図 1 に示す。入力のドットパターンに対する拡大ドットパターンを生成することで拡大処理を行う。拡大後のドットパターンは画像ブロックごとに遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) [Holland 75] を用いて最適化を行う。 $n \times n$ pixel のドットパターンから $m \times m$ pixel のドットパターンを生成することで、 m/n 倍の拡大を行う。また、GA で得られる最適解以外の解を提示することで解の候補を複数提示することができる。GA で用いる適応度関数を式 (1) に示す。

$$\text{fitness} = f_{\text{ave}} \times (w_D f_D + w_S f_S + w_{\text{dist}} f_{\text{dist}}) \quad (1)$$

連絡先: 齋藤翠, 横浜国立大学大学院環境情報学府, 〒240-8501
神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7, saito-midori-
js@ynu.jp

*1 特願 2015-240324



図 2: 入力画像

ただし, w_D , w_S , w_{dist} は各関数を重みづけるパラメータであり, $w_D + w_S + w_{dist} = 1$ を満たす. f_{ave} は拡大ドットパターンの平均階調値が入力のドットパターンの平均階調値と一致するように制限をかける関数であり, 式 (2) で示す. ここで, n は画像ブロックの数である. \bar{V}_{in}^k は入力のドットパターンの平均階調値, \bar{V}_{out}^k は拡大ドットパターンの平均階調値である.

$$f_{ave} = 1 - \frac{1}{255n} \sum_{k=1}^n |\bar{V}_{in}^k - \bar{V}_{out}^k| \quad (2)$$

f_D は拡大画像から算出したフラクタル次元と, 入力画像から推定したフラクタル次元のルールとの一致度であり, 式 (3) で表す. 画像の座標 x , y , 階調値の 3 軸を用いてブロックごとにフラクタル次元を算出して比較を行う. ここで, n は画像ブロックの数である. また, D_{rule} はフラクタル次元のルールによる次元の値, D_{out} は拡大画像から算出したフラクタル次元の値であり, $[2, 3]$ の実数値をとる.

$$f_D = 1 - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |D_{rule}^k - D_{out}^k| \quad (3)$$

f_S は拡大画像の隣接画素とのつながりを評価する関数である. 入力画像の隣接画素の平均階調値と拡大画像の画素の階調値が近くなるように制限する.

また, f_{dist} は拡大前のドットパターンから値がかけ離れないように制限する関数である.

3. 超解像処理実験

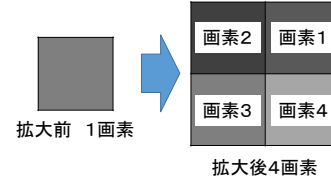
3.1 実験設定

入力画像の 1pixel から拡大画像の 2×2 pixel のドットパターンを最適化し, 倍率 2 倍の超解像処理実験を行った. 実験に用いた入力画像を図 2 に示す.

入力画像は自然画像であり, 画像サイズは 64×64 pixel, ブロックサイズは 8×8 pixel とし, 1 個体は各 1 画素に対して 1 つの遺伝子をもつ 2 次元の構造とした. 用いた遺伝子型を図 3 に示す. 拡大パターンの 4 画素の階調値を $[0, 255]$ で表現したビット列の遺伝子型であり, 拡大前の隣接 3 近傍の画素の階調値の最大値と最小値の範囲で最適化を行う.

また, GA の実験設定を表 1 に示す.

実験に用いた適応度関数 f_S , f_{dist} を式 (4), (5) に示す. 4 つの適応度関数のパラメータを用いて実験を行った. 用いた 4 つのパラメータを表 2 に示す.



遺伝子型	画素1 8bit	画素2 8bit	画素3 8bit	画素4 8bit
------	----------	----------	----------	----------

図 3: 遺伝子型

表 1: GA の設定

個体数	100
最大世代数	100000
交叉率	0.8
突然変異率	0.03
交叉方法	一様交叉
選択方法	ルーレット選択+エリート保存

$$f_S = 1 - \frac{1}{255mn} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m |\bar{V}_{in}^k - V_{out}^l| \quad (4)$$

$$f_{dist} = 1 - \frac{1}{255mn} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m |V_{in}^k - V_{out}^l| \quad (5)$$

3.2 実験結果と考察

実験結果を図 4 に示す.

用いるパラメータを変えることによって異なる拡大画像を得ることができた. 拡大画像 (i) では画像の細部まで詳細な表現をするような画像が得られ, また拡大画像 (ii) では空と森の境界部分などのエッジがなめらかである画像が得られた. (iii) ではこれらの画像の間を取ったような画像となった. フラクタル次元を考慮しない (iv) では全体的に画素が平坦な画像が生成されたのと比較すると, フラクタル次元を考慮した (i)~(iii) では森の部分は細かく, 空など画像が平坦な部分は平坦な画像というような部分ごとに特性の異なる画像を生成することができた.

また, ブロックごとに最適化を行ったため, ブロックの境界部分のつながりがそれ以外の画素よりも若干目立ってしまうという結果となった. そのため, 最適化の方法やつながりの評価を検討する必要があると考えられる.

さらに, 本手法では一度生成した画像に対して再評価や補正, 相互作用するような要素がないため, 今後は生成画像に対してのアプローチもしていくことでより自然な画像を生成できると考えられる.

表 2: 用いたパラメータ

	w_D	w_S	w_{dist}
(i)	0.5	0.5	0
(ii)	0.5	0	0.5
(iii)	0.5	0.25	0.25
(iv)	0	0.5	0.5



(a) 拡大画像 (i)



(b) 拡大画像 (ii)



(c) 拡大画像 (iii)



(d) 拡大画像 (iv)

図 4: 実験結果

4. まとめ

本研究では、フラクタル次元に基づく無制限超解像処理によって拡大画像を生成する手法を提案した。本手法によって倍率に依存しない超解像処理、また解の候補を複数提示できる超解像処理を目指す。実験結果から、適応度関数に応じた画像を生成することができることを確認した。しかしまだブロック間などにおいて不自然な箇所が残るため、今後は最適化の際の遺伝子型の考案や拡大倍率を変更しての実験、適応度関数の検討を行う予定である。

参考文献

- [Ouwerkerk 06] van Ouwerkerk, J. D.: Image super-resolution survey, Image and Vision Computing, Vol.24, pp.1039-1052 (2006)
- [Sun 08] Sun, J., Xu, Z., Shum, H. Y.: Image Super-Resolution using Gradient Profile Prior, 2008 IEEE

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.1-8 (2008)

- [Glasner 09] Glasner, D., Bagon, S., Irani, M.: Super-resolution from a single image, 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, pp.349-356 (2009)

- [Mandelbrot 82] Mandelbrot, B. B.: The Fractal Geometry of Nature, Freeman (1982)

- [Holland 75] Holland, J. H.: Adaptation in Natural and Artificial Systems, The Univ. Michigan Press (1975)