

フラクタル画像圧縮の復元作用に基づく画像分類について

横山貴紀 渡辺俊典 菅原研

{yokotaka, watanabe, sugawara}@sd.is.uec.ac.jp

電気通信大学 大学院情報システム学研究科

概要

フラクタル画像圧縮を用いた新しい特徴抽出手法を提案する。この圧縮方式では、圧縮された画像の符号列に基づき、繰り返し反復を行うことで収束し復元画像を得る。この反復回数は復号側の持つ初期画像に依存する性質があり、初期画像に復元画像と似た画像を与えれば反復回数は少なくてすむ。提案手法はこの復元時の性質を用いて画像間の相似性を抽出し、画像分類を行うものである。本報告では、この提案手法の画像分類への可能性を実験によって検証している。

キーワード：フラクタル画像圧縮、画像分類、相似性、特徴抽出

Considerations in Image Categorization using Fractal Image Compression

Takanori Yokoyama, Toshinori Watanabe, Ken Sugawara

{yokotaka, watanabe, sugawara}@sd.is.uec.ac.jp

Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications

Abstract

We propose a new scheme of feature extraction using fractal image compression method. In fractal image decoding, reconstruction of the decoded image is achieved by iterative operations using its encoding coefficients. The number of iteration needed for convergence depends on the initial image. It is reduced when we give an initial image similar to the final image. Therefore, it is possible that we characterize an image using the convergence property. In this report, we demonstrated this possibility experimentally.

key words : Fractal Image Compression, Image Categorization, Similarity, Feature Extraction

1 はじめに

近年、フラクタル画像圧縮の研究が盛んに行われている。研究内容は圧縮処理の高速化や圧縮率の向上などに関するものが中心ではあるが[1]、一方で領域分割や輪郭線処理への応用技術に関する研究も行われている([2]など)。

本報告では、この圧縮手法が持つ機構が画像認識にとって非常に有効な手段ではないかと考えており、前述の応用研究の一つとして画像分類に適用する手法を考えた。

まず始めに、フラクタル画像圧縮の概要を述べ、着目した特徴について説明し、計算機実験による提案手法の有効性の確認と考察を行う。

2 フラクタル画像圧縮

2.1 概要

フラクタルとは自己相似性を示す対象物を指す用語である。この自己相似性を同一画像中に見い出し、圧縮に利用する。

Barnsleyらは反復関数系(IFs: Iterated Function System)が画像圧縮に利用できることを考え、コラージュ定理により、フラクタル性を用いた画像圧縮手法のアプローチを提案した。

2.2 コラージュ定理

IFsはその中に持つ写像の記述によりフラクタル画像を生成する。しかし、任意の画像に対しIFsの写像を求ることは難しい。この逆問題をBarnsleyはコラージュ定理により解決した。

画像 x を考え次のような写像 W があるとする。関数 d を画像間の距離であるとし、以下の関係において、

$$d(W(x), W(y)) \leq s d(x, y)$$

$s < 1$ を満たすとき、写像 W は縮小写像という。この縮小写像は以下の関係を満たす x_W のようなユニークな不動点(fixed point)を持つ。

$$x_W = W(x_W) = \lim_{n \rightarrow \infty} W^{on}(x)$$

○は反復を表し on は n 回の反復を意味する。この不動点は特にアトラクタ(attractor)と呼ばれる。反復結果としてのアトラクタが、IFsの生成する画像となる。

しかしそれまで、どのような写像がどのようなアトラクタを持つのかは、実際に反復を適用しなければ得ることはできなかった。そこで以下のコラージュ定理[3]により、任意の画像を生成するのに必要な写像を求めることができるようになる。

IFsにより生成したい任意の画像を x 、IFsの持つ写像 W 、実際にその写像を反復することで得られるアトラクタを x_W とする。 s は写像 W の縮小係数である。この時、以下の関係が成り立つ。

$$d(x, x_W) \leq \frac{1}{1-s} d(x, W(x))$$

任意の画像に対し写像を一度だけ適用する $W(x)$ を、入力画像のコラージュと呼ぶ。このコラージュされた画像と入力画像の誤差の $1/(1-s)$ 倍の以下に、入力画像とアトラクタとの誤差は収まることを示している。

この定理によりIFsによる任意の画像生成が行えるようになった。このことは写像 W を記述することによって、画像が生成できることを意味し、フラクタル画像圧縮はこの写像の記述により、画像を表現することで圧縮を実現している。

2.3 PIFS

コラージュ定理により任意の画像をIFsで生成することが可能となったが、この写像を見つけるのは難しく自動化は困難であった。そこでJacquinらが入力画像を分割し相似領域を検索する手法(Partitioned IFS)を提案し、フラクタル画像圧縮は自動化された[1]。

PIFSは、圧縮側ではまず対象となる画像全体をレンジと呼ばれる小領域に互いに重ならないように分割する。次に同様の画像をドメインと呼ばれる、レンジよりも大きな領域に分割する。このドメインは互いに領域が重なっても良い。このドメインに対し縮小写像を施し、レンジと比較して

いく。ある一定以下の誤差に収まる両者の関係を符号化する。この方法により画像中の自己相似関係が検索され、その対応関係が記録される。

復号側では圧縮側で得られた符号に従い、繰り返し写像を適用していく。写像は縮小写像であり、コラージュ定理を満たしていることから、アトラクタとしての復元画像を得ることができる。

3 復号作用と特徴抽出

3.1 収束速度

復号側において復元画像であるアトラクタを求める際に、任意の初期画像を用いる。どのような初期画像についても、反復を繰り返し行えば確実に収束することが前述の縮小写像の性質から保証されている。

以下では収束画像であるアトラクタを得るために必要な反復回数のことを収束速度と呼ぶことにする。反復回数が少ないときは収束速度が速いとし、多いときは遅いとする。

図1はこの収束速度を示したものである。異なる初期画像を与えた場合の、反復回数毎に生成される画像と原画像との誤差値(PSNR:Peak Signal to Noise Ratio)をプロットした結果である。復元対象画像は lenna であり、異なる初期画像には原画像である lenna、取り得る輝度の中央値の gray、最大値である white、最小値の black の 4 種類を与えた。

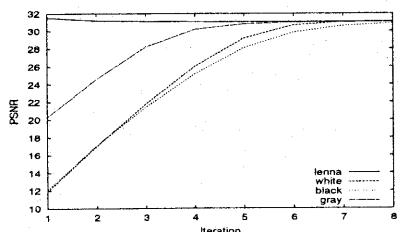


図1: 異なる初期画像に対する収束速度

この結果からも明らかなように、対象画像が未知である場合には、バランスの取れた平均的な輝

度を持つグレー (average gray level) を初期画像として用いると、復元のための収束速度はおおむね速くなる [4]。

また、最も収束の速い特異な状況としては、あらかじめ復元対象の画像を初期画像とすることである。この場合は既に収束した画像であり、これ以上の改善はあり得ず反復1回目からほぼ収束する。

3.2 着目した特徴とその抽出手法

私たちは画像分類を目的としている。分類で重要な特徴の一つは画像の相似性が挙げられる。

ところで、圧縮によって得られた符号は自己相似構造の関係が写像 W として記述されている。この符号に記録されている写像を用いて、相似構造の抽出を収束速度によって求めることができないかと考えた。

収束過程は以下の関係式で表される。

$$d(x_W, W^{\circ n}(x)) < \dots < d(x_W, W^{\circ 2}(x)) < d(x_W, W(x))$$

収束に必要な反復回数 n は、復号側の持つ初期画像 x と写像 W に関する。先ほどの例のように、特異な状況としては初期画像に復元の原画像を与えることである。この場合、反復1回目において完全に収束する。

また、反復途中の画像 $W^{\circ 2}(x)$ などを、新たに初期画像とすれば、必要な反復回数は $n - 2$ などとなることが容易に想像できる。このような初期画像はアトラクタとの距離が近い画像であり、アトラクタの相似画像であると言えるだろう。

つまり、任意の初期画像に対する収束速度が、アトラクタと初期画像との相似性を示すと考える。特に図1のように、復号側の持つ任意の初期画像に対する反復1回時の出力と、アトラクタとの誤差が収束速度の特性を顕著に表すと考えた。

この性質を抽出するための提案手法の手順を以下に示す。

1. 対象となる画像を圧縮する
2. 基底画像を用意し、復号側の初期画像とする

3. 対象画像の圧縮符号に基づき反復を 1 回適用し、その結果を保存する
4. 対象画像はアトラクタを生成するまで繰り返す
5. 対象画像のアトラクタと、保存した反復 1 回時の画像との距離を測る

基底画像を x_{base} とすれば、反復を 1 回適用したもののは $W(x_{base})$ であり、アトラクタは x_W であるので、 $d(x_W, W(x_{base}))$ が基底画像と対象画像との相似性の指標となる。

以上の提案手法を用いた、いくつかの実験を行いその効果を検証する。

4 計算機実験

4.1 圧縮方式

圧縮プログラムはフラクタル画像圧縮では広く用いられている Quadtree partitioning(詳細は [5] など)を使用した。ただし、以下の制限を加えたものを今回の使用した。

- ドメインサイズはレンジサイズの 2 倍の大きさ
- レンジサイズは可変。4, 8, 16, 32, 64 pixel
- 垂直、平行移動のみ探索。回転探索無し

このプログラムで得られる圧縮率は、画像ごとにことなるが、約 0.8bit/pixel であった。

4.2 画像のシフトに対する相似性

はじめに画像の相似性を検証する実験を行った。フラクタル画像圧縮によって得られる符号列はレンジとドメインの写像であり、実験に使用したプログラムではレンジと、その 2 倍の大きさのドメインとの写像関係が記録される。このドメインのサイズの範囲内における画像の変動について、この圧縮手法は頑健であると考えられる。この仮定の確認として画像をシフト移動させたもの

に対し基底画像による一致度を推定できるかを実験する。

使用した元の画像はサイズ 256 × 256 pixel のグレースケール 256 階調の lenna。この画像に対し図 2 の斜線部分のように中央付近の 200 × 200 pixel で切り出したものを基底画像とする。

基底画像に対し相似性を検証する対象画像は図 2 の下部の画像のように、x、y の各軸について 5 pixel 毎に移動させて同様のサイズに切り出した画像である。



図 2: 左上: 元となる画像 lenna 右上: 切り出した基底画像 下部: 基底画像から x,y 軸ともに 25pixel 移動して切り出した画像

提案手法の手順に従い、基底画像との相似性を検証する。まず、基底画像から x, y 各軸について -25 pixel 移動させたものによる生成符号を適用した場合、図 3 のような画像が生成される。このように原画像との変動が大きくなると、生成される画像も異なってくるが、変動が少ない場合には図 4 のように似た画像が生成される。

すべての対象画像について、提案手法の手順に基づいて得られた誤差を、各移動 pixel 每にプロットしたものが図 5 である。x, y 軸は移動 pixel を表しアトラクタとの誤差を PSNR 値でプロットしている。

この図で中央部分に誤差の少ない部分が現れているのがわかるが、これは基底画像と対象画像との相似性を示している。提案手法により、ある一定以下の誤差を許容した画像の相似性の抽出が可

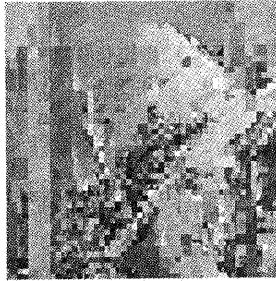


図 3: 基底画像より x、y 軸とともに -25 pixel 移動した画像の符号による反復 1 回時出力

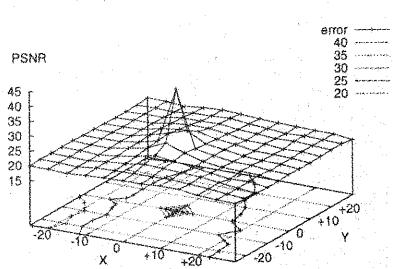


図 5: 提案手法による移動ごとの誤差 (PSNR 値)

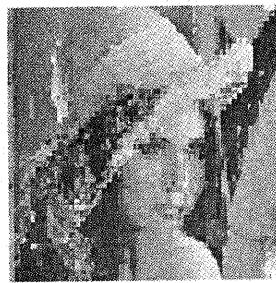


図 4: 基底画像より x、y 軸ともに +5pixel 移動した画像の符号による反復 1 回時出力



図 6: 2 値化基底

能であることを示す結果である。

4.3 2 値化基底画像による相似性抽出

次にグレースケール画像に対し 2 値に量子化したもの (これを 2 値化と呼ぶ) を基底画像として用いた実験を行った。

この実験の狙いは、図 6 のような 2 値化された画像は、画像の骨格構造を表すものと考えられ、例えば人の手により描画した画像の簡単な構図によって、画像検索が行えるなどの応用への確認である。

また一方で、この実験は圧縮側での検索手法による効果の確認もある。 n をレンジ内に含まれる pixel 数、 a_i がドメイン内の輝度値、 b_i がレンジ内の輝度値とすれば、ドメインとレンジ間の距離は以下の式 R のような 2 乗誤差で表される。ド

メインとレンジの比較時には、この誤差を最小にする係数、コントラスト s とオフセット o を個々の領域ごとに計算する。

$$R = \sum_{i=1}^n (s \cdot a_i + o - b_i)^2$$

ところで圧縮時に検索対象を減らすために、ドメインとレンジを輝度の変化に応じてクラス分けを行い、同一クラス内ののみ検索対象とする手法がある [5]。上の式からもドメインのコントラスト係数は一様にドメイン全体に作用する。この輝度変化の極端な例である 2 値化画像は、反復 1 回時に使用されるドメインの集合に相当するので、1 回時に出力される、レンジの集合である出力画像に大きく変動を与えないものと考えられる。

以上の点を考慮し実験を行った。前節のシフト移動に関する実験と同じ対象画像を用い、基底画像のみ 2 値化したものを使用した。

図7は、基底画像と同じ領域を対象画像とした出力である。2値化された基底画像を用いて反復を適用しても、対象画像に近い出力を得ることができることが確認できる。



図7: 2値化基底を用いた同一領域画像の符号による反復1回時出力

提案手法で得られる誤差値を対象画像の移動pixelごとに誤差(PSNR値)をプロットしたものが図8である。

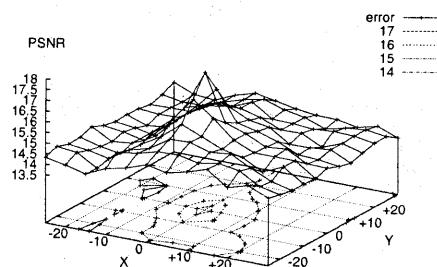


図8: 2値化基底を用いた提案手法による移動ごとの誤差(PSNR値)

この結果も先ほどと同様に中央部に誤差の少ない相似性の高い部分ができる。しかし前の実験とは異なる中央部近傍には、やや相似性が高いと思われる部分も出力されていることがわかる。

これは基底が2値化されたことで、アトラクタとの反復1回時の誤差が大きくなつたことにも起因するが、ドメイン領域中の輝度変化がある一

定のずれが生じたとしても、写像によるレンジの輝度の計算にはあまり変化を与えない頑健性があると見ることができる。

これらのことから、骨格情報である極端なコントラストを示す基底画像を与えることで、一定の変動を許容する画像分類や検索に応用できる結果であるといえる。

4.4 2値化基底画像による画像分類

以上の実験結果をふまえ、最後に実データに対する画像分類を行った。

CCDカメラにより撮影したサイズ 320×240 のグレースケール256階調の、あまり構図の変化のない画像群を用意する。この画像群から、目視で代表的であると判断した3種類の基底となる画像を選択する。これらの画像を図9のように2値化して基底画像とする。



図9: 2値化基底画像群。左からA、B、C

対象データを図10のように目視によりデータを3種類(data1, data2, data3)に分類する。この



図10: 分類対象データの一部。左からdata1、data2、data3

分類されたデータに対し、3種類の2値化基底画像により提案手法を用いて誤差を計算する。各基底ごとに得られる誤差(PSNR値)を軸とした空間を生成し、プロットしたものが図11である。こ

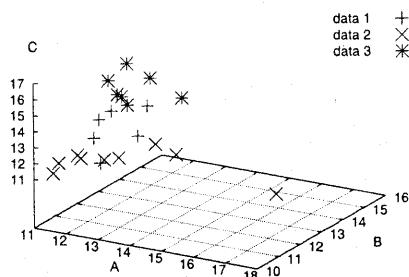


図11: 2値化基底による特徴空間(誤差はPSNR値)

の図から、完全に分離するとは言難いが、あらかじめ分類したカテゴリーにある程度クラスターを形成していることが確認できる。

以上の結果から、いくつかの基底画像を用いて提案手法から得られる誤差を軸とした特徴空間を生成することで、未知画像の画像分類が行える可能性が確認された。

5 むすび

本報告では、フラクタル画像圧縮により圧縮されたデータから、画像分類を行う場合についての新しい手法の提案を行った。

圧縮符号の復元時の作用に着目した、相似性の特徴抽出の手法として、基底画像に対する反復結果の誤差に注目し、基礎的な実験を通して一定の効果を確認した。

参考文献

- [1] B.Wohlberg, , et al.: A review of the fractal image coding literature, *IEEE Transactions on Image Processing* (1999).

- [2] 井田孝他: LIFSを用いた被写体輪郭の高度な抽出, 電子情報通信学会論文誌 (1999).
- [3] Barnsley, M. F.: *Fractals everywhere 2ed*, Academic Press, Inc. (1993, 1988).
- [4] Turner, M. J., et al.: *Fractal geometry in digital imaging*, Academic Press (1998).
- [5] Fisher, Y. ed.: *Fractal image compression: theory and application*, Springer-Verlag New York, Inc. (1995).