

非可逆圧縮を用いた類似性指標と画像検索への応用

Similarity Measure using Lossy Compression
and its Application to Image Retrieval坂内 恒介[†]
Kosuke Bannai成澤 和志[†]
Kazuyuki NarisawaFelix Brodtkorb[†]篠原 歩[†]
Ayumi Shinohara

概要

本論文では、非可逆圧縮を用いた類似性指標を提案する。これまでは可逆圧縮を用いた正規圧縮距離 (*NCD*) を類似性指標とする研究が行われてきた。これは、二つの情報が似ていればそれらを連結して圧縮したサイズがそれぞれ単独で圧縮したサイズの合計よりも小さくなるというコルモゴロフ複雑性の定理に基づいている。計算不可能なコルモゴロフ複雑性の代用として可逆圧縮が用いられてきたが、本研究では非可逆圧縮を用いた正規非可逆圧縮距離 (*NLCD*) を定義する。また、フラクタル圧縮が *NLCD* に最適な非可逆圧縮であることを実験的に確かめ、画像類似検索へ応用する。

1 はじめに

圧縮率と類似性は密接に関係している。なぜなら似ている部分を多く含む情報は高い圧縮率を示すからである。先行研究として、コルモゴロフ複雑性の定理 [8] に基づいた類似性判定指標が提案されている。コルモゴロフ複雑性とは情報の最小記述量、すなわち情報の最も圧縮された形である。

もし二つの情報が類似しているならば、それぞれ単独で圧縮した後のサイズの合計よりも連結して圧縮したサイズの方が小さい値となる。この理論に基づいた類似性指標を正規圧縮距離 (*Normalized Compression Distance*, 以下 *NCD* と記す) という。*NCD* は圧縮後のファイルサイズを扱うため、特徴記述子を求める手法と違い情報固有の特徴によらず測定できる汎用性を持ち、多方面の分野で用いられている [3] [5]。*NCD* には、既存の圧縮器の中で可逆圧縮が用いられてきた。しかし、情報の種類によっては可逆圧縮を適用しても良い結果が得られない場合がある。その一例として画像データがある。画像に関して、我々は細部よりも大局的に見て似ていると判断しがちである。実際に画像圧縮では可逆圧縮と違い、その情報量の大部分を切り捨てることが多い。

本論文では、非可逆圧縮の一般的な概念である正規非可逆圧縮器 (*Normal Lossy Compressor*, 以下 *NC⁺*) と *NC⁺* を用いた類似性判定手法である正規非可逆圧縮距離 (*Normalized Lossy Compression Distance*, 以下 *NLCD* と記す) を定義する。その後、実験の中でフラクタル画像圧縮 (*Fractal Image Compression*, 以下 *FIC* と記す) が最も適した非可逆圧縮であ

ることを示す。

FIC の符号化アルゴリズムであるフラクタル符号は、画像の分類において有用であることが示されている。Zhang ら [11] は、結合フラクタル符号という圧縮時の特性を利用した手法を提案している。Tan ら [10] は、展開時の振る舞いに基づいた検索手法を提案している。横山ら [12] は、フラクタル圧縮後の写像のみを用いて画像検索を行う手法を提案している。これらの手法は多くのパラメータの設定などが必要であり、実装の複雑化を招いている。

本論文で提案する *NLCD* は *FIC* をシンプルに利用している。我々は *FIC* を用いた *NLCD* の有効性を示すために、様々な圧縮手法を用いた比較実験を行う。また、*NLCD* の性質と頑健性についても実験し、画像類似検索への可能性について議論する。

2 コルモゴロフ複雑性と類似性指標

この章では、先行研究で用いられてきた *NCD* の概要を説明する。 Σ を有限なアルファベットとして、その文字列集合を Σ^* と記述する。文字列 $x \in \Sigma^*$ のコルモゴロフ複雑性 $K(x)$ は、万能計算機 (万能チューリングマシンなど) で x を出力することができる最も短いプログラムの長さである。直観的には、 $K(x)$ は、あるアルゴリズムで x を生成するのに必要な最小の情報量である。異なる万能計算機では、 $K(x)$ は異なる値となるが、差は一定の定数で抑えられる [8]。条件付きコルモゴロフ複雑性 $K(x|y)$ は、 y を補助入力として与えたときに x を出力する最短のプログラム長である。もし x と y が似ているならば、 $K(x|y)$ は小さくなるため、 x と y の間の距離であると予想できる。しかし、 $K(x|y)$ には対称性がない。たとえば x が空文字で y が長いランダム文字列の場合には、 $K(x|y)$ は極限に小さくなり、 $K(y|x)$ は $K(y)$ と同じ値をとることになる。この考察に基づいて、Bennett ら [1] は、以下の情報距離 (*Information Distance*, 以下 *ID* と記す) を提案した。

定義 2.1 ([1]). $x, y \in \Sigma^*$ に対して *ID* は、

$$ID(x, y) = \max\{K(x|y), K(y|x)\}. \quad (1)$$

ID の欠点は、大きさが制限されていない点である。文字列が長ければ無制限に大きな値になってしまう。Li ら [7] は正規化情報距離 (*Normalized Information Distance*, 以下 *NID* と記す) を提案した。

[†] 東北大学 大学院情報科学研究科, Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

定義 2.2 ([7]). $x, y \in \Sigma^*$ に対して正規化情報距離 (NID) は,

$$NID(x, y) := \frac{\max\{K(x|y), K(y|x)\}}{\max\{K(x), K(y)\}}. \quad (2)$$

コルモゴロフ複雑性 $K(x)$ は計算不能であるため, 実問題への適用では $K(x)$ を概算する推定器を用いる. Cilibrasi と Vitányi [4] は, 既存の圧縮手法をコルモゴロフ複雑性の推定器として用いることを提案した. コルモゴロフ複雑性 $K(x)$ は x を復元できる最小の記述長という定義であるため, 推定器にも x を完全に復元できる可逆圧縮を用いている.

2.1 類似性指標

NCD は以下の類似性指標の条件を満たしている.

定義 2.3 (距離の公理). \mathcal{R}^+ を非負実数の集合とする. このとき $x, y, z \in \Sigma^*$ に対して, 関数 $D: \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \mathcal{R}^+$ が距離ならば以下の条件を満たす.

1. $x = y$ のとき $D(x, y) = 0$,
2. $D(x, y) = D(y, x)$,
3. $D(x, y) \leq D(x, z) + D(z, y)$.

定義 2.4 ([4]). $x \in \Sigma^*$ に対して, 関数 $D: \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \mathcal{R}^+$ が許容距離ならば, 以下の不等式を満たす:

$$\sum_{y \in \Sigma^*} 2^{-D(x, y)} \leq 1. \quad (3)$$

式 (3) はクラフトの不等式として知られている. クラフトの不等式を満たす関数の値域を $[0, 1]$ に正規化したものは正規化許容距離と定義される. 距離の公理を満たす関数は, すべてが類似性指標として利用できるかと考えてしまうかもしれないが, ふさわしくないものも存在する. 例として $x \neq y$ の時には $D(x, y) = 1$ となり, それ以外は $D(x, y) = 0$ となる距離を考える. この時 $x \neq y$ の場合は常に x と y は似ていないと判断される. 類似の程度を測定したい場合にはこのような距離は向いていない. クラフトの不等式の正規化版を満たす距離は似ているものと似ていないものがバランスよく分布するため類似の程度を測定できる. しかし, 扱うデータ全体のサイズが大きい場合は似ていないものの割合が極端に大きくなるため厳しい制約となる.

定理 2.1 ([4]). $x, y \in \Sigma^*$ に対して, 関数 $D(x, y)$ が距離の公理を満たし, 正規化許容距離であれば類似性指標である.

2.2 正規圧縮距離

定義 2.5 ([4]). 圧縮器 C は Σ^* から $\{0, 1\}^*$ への可逆符号器である. その出力の集合は接頭辞集合となる. 可逆圧縮であるとは, 元々の文字列を完全に復元する展開器があることを意味している. ファイル x の圧縮後のデータサイズを表すために, $L_C: \Sigma^* \rightarrow \mathcal{N}$ を定義する. つまり $L_C(x) = |C(x)|$ である.

圧縮器を用いて NID を計算可能な形にすることを考える. まず, 正規圧縮器 (Normal Compressor, 以下 NC と記す) の定義を示す.

定義 2.6 ([4]). n は有限文字列 $x, y \in \Sigma^*$ の最大の長さである. 圧縮器 $C: \Sigma^* \rightarrow \{0, 1\}^*$ は付加的な $O(\log n)$ の項を付け加えて以下の条件を満たす時, 正規圧縮器 (NC) と呼び, $NC: \Sigma^* \rightarrow \{0, 1\}^*$ と表記する. ε を空文字として, $x, y, z \in \Sigma^*$ の時,

1. 冪等性: $L_C(xx) = L_C(x)$, and $L_C(\varepsilon) = 0$,
2. 単調性: $L_C(xy) \geq L_C(x)$,
3. 対称性: $L_C(xy) = L_C(yx)$ and
4. 分配性: $L_C(xy) + L_C(z) \leq L_C(xz) + L_C(yz)$.

NC で圧縮された後のサイズを $L_{NC}: \Sigma^* \rightarrow \mathcal{N}$ と記述する. つまり, $L_{NC}(x) = |NC(x)|$ である.

NC を用いて NID を計算可能な形にした正規圧縮距離 ($NLCD$) が定義されている. NC を用いることによって $NLCD$ は距離の公理を満たす.

定義 2.7 ([4]). $x, y \in \Sigma^*$ に対して,

$$NCD(x, y) := \frac{L_{NC}(xy) - \min\{L_{NC}(x), L_{NC}(y)\}}{\max\{L_{NC}(x), L_{NC}(y)\}}.$$

定理 2.2 ([4]). $x, y \in \Sigma^*$ に対して, $NCD(x, y)$ は正規許容距離であり距離の公理を満たす. 即ち, 類似性指標として有用なものである.

Cilibrasi と Vitányi [4] は, この定理から NCD が類似性指標として有用なものであることを主張している. しかし, この定義では正規圧縮器は可逆圧縮のみを用いている. 次の章では, 非可逆圧縮の一般的な概念を与え, それを用いた類似性指標を新たに定義する.

3 正規非可逆圧縮距離

この章では, 新たに非可逆圧縮を用いた類似性指標である正規非可逆圧縮距離 ($NLCD$) を定義する. まず, 非可逆圧縮器 (Lossy Compressor, 以下 C^+ と記す) を定義する.

定義 3.1. 非可逆圧縮器 C^+ は Σ^* から $\{0, 1\}^*$ への非可逆符号器である. “非可逆”とは, 付加的な情報を加えることで元の文字列を完全に復元することができる展開器が存在することである. ファイル x の非可逆圧縮後のサイズは $L_{C^+}: \Sigma^* \rightarrow \mathcal{N}$ と記述する. つまり, $L_{C^+}(x) = |C^+(x)|$ である.

次に正規非可逆圧縮器 (NC^+) を定義する.

定義 3.2. $x \in \Sigma^*$ に対して, $L_{NC}(f(x)) \leq L_{NC}(x)$ を満たす $f: \Sigma^* \rightarrow \Sigma^*$ を任意の計算可能関数とする. 正規非可逆圧縮器 $NC^+: \Sigma^* \rightarrow \{0, 1\}^*$ は, $x \in \Sigma^*$ に対して,

$$NC^+(x) = NC(f(x)).$$

NC^+ によって圧縮された後のデータサイズを $L_{NC^+}: \Sigma^* \rightarrow \mathcal{N}$ と記述する. 即ち, $L_{NC^+}(x) = |NC^+(x)|$ である.

正規非可逆圧縮器 NC^+ は正規可逆圧縮器 NC と関数 f の合成関数である. 関数 f は非可逆圧縮器のプロセッサと考える. もし f が全単射であるならば, $L_{NC^+}(x) + O(1) = L_{NC}(x)$ となる. 正規圧縮器 NC と正規非可逆圧縮器 NC^+ の誤差を見

積もるために f が全単射でない場合を考える。この場合、 f に関する同値類が存在する。

$$[x]_f = \{x' : f(x') = f(x)\}.$$

$[x]_f$ における x の辞書順番号を知っているならば $O(\log |[x]_f|)$ の記述を付加することで $NC^+(x)$ から x を一意に復元することができる。したがって以下の補題と定理を得ることができる。

補題 3.1. 関数 f と $x \in \Sigma^*$ に対して、

$$L_{NC}(x) \leq L_{NC}(f(x)) + O(\log |[x]_f|).$$

定理 3.1. 関数 f と $x \in \Sigma^*$ に対して、

$$L_{NC}(x) - O(\log |[x]_f|) \leq L_{NC^+}(x) \leq L_{NC}(x).$$

証明. 定義 3.2 と補題 3.1 から NC^+ の上限と下限を NC を用いた式で知ることができる。

$$\begin{aligned} L_{NC}(f(x)) &\leq L_{NC}(x) \leq L_{NC}(f(x)) + O(\log |[x]_f|) \\ L_{NC^+}(x) &\leq L_{NC}(x) \leq L_{NC^+}(x) + O(\log |[x]_f|) \end{aligned}$$

□

関数 f が、等値関数 $f(x) = x$ であれば、 C_N と C_L は一致する。この関係から正規非可逆圧縮器は、正規圧縮器の自然な拡張になっていることが分かる。したがって、定義 2.6 から以下の補題が導ける。

補題 3.2. $x, y, z \in \Sigma^*$ に対して、正規非可逆圧縮器は付加的な $O(\log n + \log |[x]_f|)$ の項を考慮することで以下の公理を満たす。

1. 冪等性: $L_{NC^+}(xx) = L_{NC^+}(x)$ and $L_{NC^+}(\varepsilon) = 0$,
2. 単調性: $L_{NC^+}(xy) \geq L_{NC^+}(x)$,
3. 対称性: $L_{NC^+}(xy) = L_{NC^+}(yx)$ and
4. 分配性: $L_{NC^+}(xy) + L_{NC^+}(z) \leq L_{NC^+}(xz) + L_{NC^+}(yz)$.

ここで ε は空文字列である。

証明. 定義 3.2 を用い、この等式・不等式が付加的な項を考慮して定義 2.6 に帰着し成り立つことが分かる。 □

次にクラフトの不等式を拡張を考える。クラフトの不等式は、距離の密度を分散させるものである。この条件により類似性の程度を測定できる指標であると保証される。しかし、この条件は画像のようなデータ全体のサイズが大きい情報に対しては大変厳しい制約である。なぜなら、ごく一部の画像集合しか似ていないと判断してしまうからである。よって我々はこの条件を緩めた弱クラフトの不等式を定義する。

定義 3.3 (弱クラフトの不等式). 正規非可逆圧縮器に対して、距離関数 $D : \Sigma^* \times \Sigma^* \rightarrow \mathbb{R}^+$ は以下の不等式を満たす時、弱許容距離である。 $x \in \Sigma^*$ に対して、

$$\sum_{y \in \Sigma^*} 2^{-D(x,y)} \leq |[x]_f|.$$

弱クラフトの不等式を満たす関数を正規化したものを、正規化弱許容距離と定義する。定理 2.1 と同様に、距離の公理を満

たし正規化弱許容距離であれば類似性指標としてふさわしいものと考えられる。最後に正規非可逆圧縮距離 ($NLCD$) を定義する。

定義 3.4. $x, y \in \Sigma^*$ に対して、 $NLCD$ は以下の式で表される、

$$\begin{aligned} NLCD(x, y) &= \frac{L_{NC^+}(xy) - \min\{L_{NC^+}(x), L_{NC^+}(y)\}}{\max\{L_{NC^+}(x), L_{NC^+}(y)\}}. \end{aligned}$$

$NLCD$ の分子部分は NCD と異なる形をとっている。 $L_{NC^+}(xy)$ は $L_{NC^+}(yx)$ と誤差 $O(\log |[xy]_f|)$ を許して等しい。しかし $[xy]_f$ の大きさは圧縮器によって変わるため、大きな誤差が現れる可能性がある。よって、より対称性を考慮した形を採用している。

定理 3.2. もし非可逆圧縮器が正規化非可逆圧縮器であるならば、 $NLCD$ は距離の公理を満たす正規化弱許容距離である。即ち類似性指標として有効である。

証明. $L_{NC^+}(xy) = L_{NC^+}(yx)$ を仮定する。 $NLCD$ は $O(\log n + \log |[x]_f|)$ の付加的な項を考慮して NCD の式に帰着できる:

$$\begin{aligned} NLCD(x, y) &= \frac{L_{NC^+}(xy) - \min\{L_{NC^+}(x), L_{NC^+}(y)\}}{\max\{L_{NC^+}(x), L_{NC^+}(y)\}} \\ &= \frac{L_{NC}(f(xy)) - \min\{L_{NC}(f(x)), L_{NC}(f(y))\}}{\max\{L_{NC}(f(x)), L_{NC}(f(y))\}} \\ &\quad (\text{by definition 3.2}) \\ &= NCD(f(x), f(y)). \end{aligned}$$

これにより、 $NLCD$ が距離の公理を満たすことが言える。 $NLCD$ は正規化許容距離ではないが、正規化弱許容距離である。 □

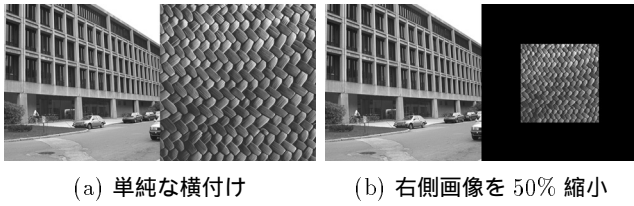
$NLCD$ は NCD に比べると精度は下がるが、類似性判定指標として十分な性質を持っているとわかる。この正規非可逆圧縮距離 $NLCD$ の有効性を示すために、画像を用いてその類似度を判定する。実験では、いくつかの可逆圧縮器、非可逆圧縮器を用いる。事前に今回用いる非可逆圧縮の一つである、フラクタル画像圧縮に関して説明する。

4 フラクタル画像圧縮

Jacquin [6] によりフラクタル画像圧縮の自動生成アルゴリズムを提案された。まず、フラクタル圧縮器は画像を重ならない部分画像 (レンジ) の集合へ分割する。各レンジに対して、最も誤差が少ない部分画像 (ドメイン) への変換行列 w を見つける。レンジとドメインに含まれている画素値はフラクタル符号を決定するために使われるが、コード自体には含まれない。自己参照の変換行列のみで記述されるのである。それにより、高い圧縮率を実現できる。

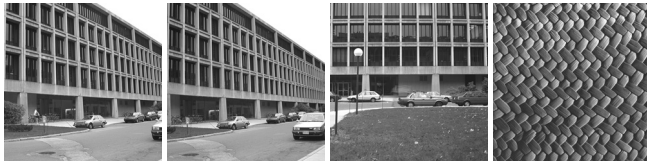
変換行列 w は輝度変換と幾何変換の組み合わせである。

$$w \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & 0 \\ a_3 & a_4 & 0 \\ 0 & 0 & s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ o \end{bmatrix}, \quad (4)$$



(a) 単純な横付け (b) 右側画像を 50% 縮小

図 1 2 枚の画像の結合方法



(a) ビル 1(B1) (b) ビル 2(B2) (c) ビル 3(B3) (d) 編み物 (F)

図 2 Brodatz データベースの一部

z は (x, y) における画素値, s はコントラスト, そして o は輝度オフセットを示している. 展開器には変換行列 w とレンジ・ドメインの位置情報のみを伝える. 一連の変換行列が任意の画像に対し繰り返し適用されることで, 元画像を疑似的に再現できる. 元画像を完全に復元することはできないため, フラクタル画像圧縮は損失のある圧縮手法である.

実験ではデータ圧縮ハンドブックに掲載されている Nelson と Gailly [9] のフラクタル圧縮手法を使用する. ここでは Fisher, Jacob, Boss らの四分木レンジ分割と呼ばれる手法を採用している. 高速化のためドメインはレンジの 2 倍の大きさで固定され, 回転を考慮していない. レンジとドメイン間の誤差を許容誤差と言い, 以下の式で定義される.

$$Error(s, o) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (s \cdot z_{i,R} + o - z_{i,D})^2} \quad (5)$$

$z_{i,R}$ と $z_{i,D}$ は注目されているレンジとドメインの i 番目の画素を表す. それぞれのレンジに対して許容誤差を最小にするようなドメインが選択される. 利用者は許容誤差の上限を設定することができる. 許容誤差の上限を大きくすると, 高い圧縮率を得るが画像の品質は下がってしまう.

5 実験

この章では, どのような圧縮器が $NLCD$ にふさわしいのか実験を行う. さらに, 最も良い結果を示した圧縮器に関して, その対称性や頑健性を実験を通して確かめる. 最後に $NLCD$ を用いた簡単な検索実験を行う.

実験の前に二枚の画像を連結する方法を考える. 単純な方法は, 図 1(a) のように 1 枚目の画像に 2 枚目の画像を水平に横付けすることである. この連結方法は PNG や gzip などの自己参照型の圧縮手法にとって適していると考えられる. しかし, 今回使用したフラクタル圧縮に関してはプログラムの実装上, 右側画像のスケールを 50% にしたものをを用いる. 縮小の過程で情報量の欠如が発生するが, 非可逆圧縮の前処理関数 f の一部であると考え. このように, それぞれの圧縮器に対して最適な連結方法を選択する.

実験では, Brodatz [2] のデータベースを用いる. これは風

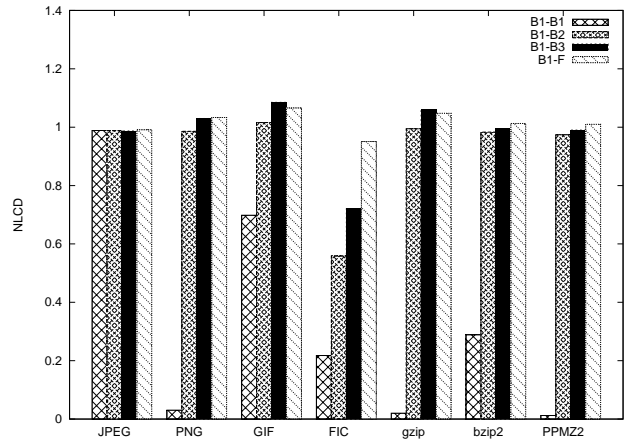


図 3 $NLCD$ へ様々な圧縮処理を適用

景や人工物の画像を予めカテゴリ別に分類したデータベースである. 我々は元々カラーであった画像をグレースケール画像に変換し実験を行う. 図 2 にデータベースの一例を示す.

5.1 様々な圧縮手法を用いての比較実験

$NLCD$ にはどのような圧縮器が適しているか実験を行う. 今回使用した圧縮手法は, 画像圧縮として JPEG, PNG, GIF, FIC(フラクタル圧縮) を用い, ファイル圧縮手法として gzip, bzip2, PPM2 を用いる. 特に先行研究では PPMZ が最も評価の高い圧縮器であり, PPM2 はその最新版である.

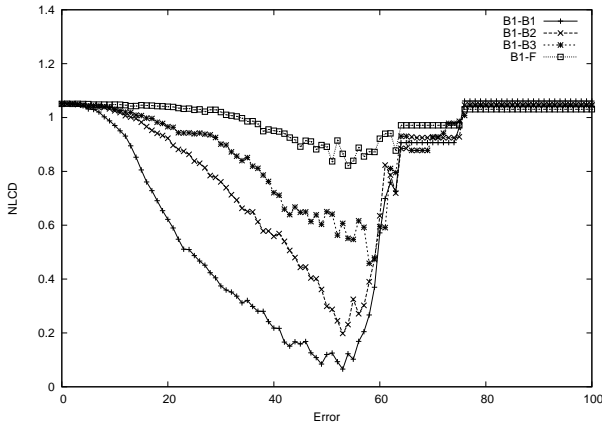
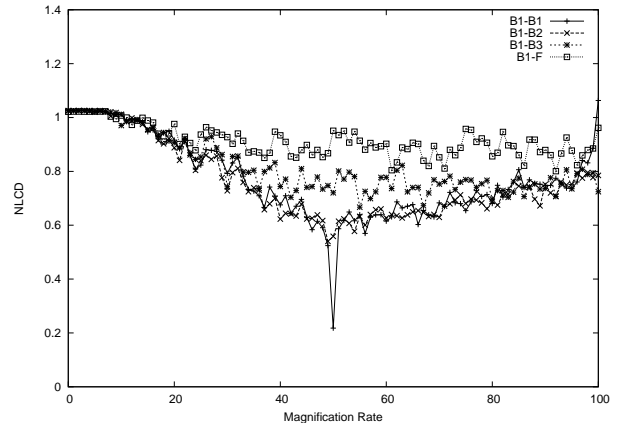
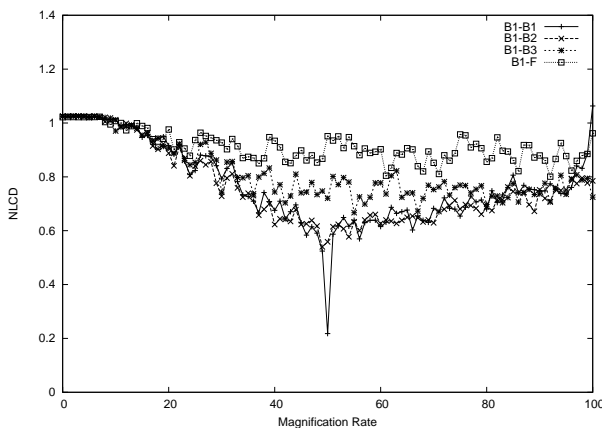
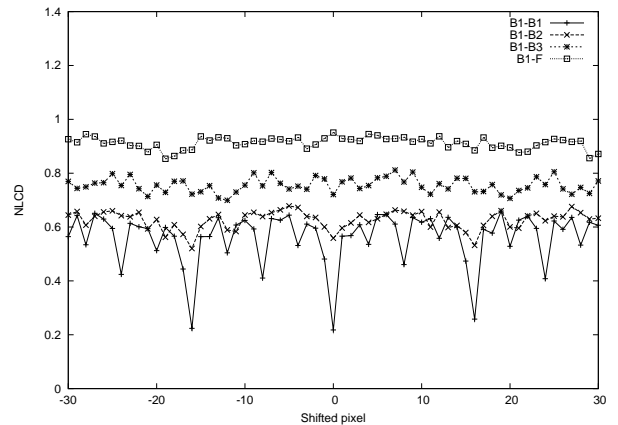
入力データは類似測定のペアを (x, y) として, $(B1, B1)$, $(B1, B2)$, $(B1, B3)$, $(B1, F)$ の 4 つの場合を行う. 同じ画像のペアである $(B1, B1)$ の $NLCD$ が最も低い値を示し, $B2$, $B3$, F の順に $NLCD$ の値が大きくなれば正しい結果が得られていると考えられる.

図 3 を見ると, 7 つの圧縮処理の中で FIC が最も良い結果を得ていることが分かる. $NLCD$ の値は $B1, B2, B3, F$ の順に徐々に大きくなっている. JPEG を除く他の圧縮器に関して, $NLCD(B1, B1)$ が小さいことからそれ自身の同じ画像を見つける能力はあるが, $NLCD(B1, B2)$ があまり小さくならなかったことから類似度の程度を測定する能力は低いと考えられる. JPEG を除く他の圧縮器に関して, $NLCD(B1, B1)$ が小さくなったが, $NLCD(B1, B2)$ は小さくならなかった. これらの圧縮器は, それ自身の同じ画像を見つける能力はあるが, 類似度の程度を測定する能力は低いと考えられる. また, 明らかに JPEG は不適であることが分かる. これは JPEG の圧縮方法が 8×8 のピクセルブロックに分けて圧縮を行うため, 並べた二枚の画像が相互に干渉せず類似性を判定できなかったからである. この結果を受けて, FIC を適用した $NLCD$ の特性を議論する.

5.2 許容誤差と $NLCD$

式 (5) に表される許容誤差と $NLCD$ の値の関係について実験を行う. 図 4 は許容誤差の上限を 0 から 100 まで変化させて, $B1$ に対し $B1, B2, B3, F$ の $NLCD$ の値を示したものである.

図 4 を見ると, $NLCD$ の性能は許容誤差の値に大きく左右

図4 許容誤差の上限に対する $NLCD$ の値図6 $NLCD$ の頑健性: 回転図5 $NLCD$ の頑健性: 拡大縮小図7 $NLCD$ の頑健性: 平行移動

されることが分かる。B1 に最も似ているのは、同一の画像である B1 であり、順に B2, B3 と似ていて F は最も似ていない。これがはっきりとわかる区間は許容誤差の上限が 20 と 50 の間である。他の画像に関する実験は載せていないが、数々の実験から 40 が最適な許容誤差の上限であるとわかった。この後の実験では許容誤差の上限を 40 に固定する。

5.3 $NLCD$ の頑健性

次に右側画像を拡大縮小, 回転, 平行移動させたときの $NLCD$ 値の変動を調べた。この結果を図 5, 6, 7 に示す。それぞれ図 5 が拡大縮小, 図 6 が回転, 図 7 が平行移動に対応している。入力データとして (B1, B1), (B1, B2), (B1, B3) と (B1, F) のペアを用いた。拡大縮小に関しては、左側画像に関して右側画像を 1~100% まで変化させた。回転に関しては、縮小率 50% の右側画像を $-30 \sim +30$ 度まで変化させた。平行移動に関しては、縮小率 50% の右側画像を左右に $-40 \sim +40$ ピクセルまで変化させた。

図 5 にある拡大縮小に関しては、許容誤差が 30% から 90% のときに良い結果を示している。なぜなら、 $NLCD(B1, B1)$ が最も小さく、それに続いて $NLCD(B1, B2) \leq NLCD(B1, B3) \leq NLCD(B1, F)$ の順で小さくなっているからである。図 6 の回転に関しては、回転角度が ± 10 のときにのみ良い結果を示している。図 7 の平行移

動に関しては、 $NLCD$ の曲線は全体的に良い結果を示している。これらの結果により、 $NLCD$ は拡大縮小と回転に関してはあまり強くないが、平行移動に強い性質を持つとわかった。これはフラクタル圧縮の実装に大きく依存しており、より理想的なフラクタル圧縮プログラムを使用することで解決できると考えられる。

5.4 $NLCD$ を用いた検索実験

最後に、 $NLCD$ が画像検索システムに有効か検証した。我々が実験で使用する Brodatz [2] のデータベースはデザイナーのためにまとめられた写真集である。カテゴリごとに予め分類されているため類似度判定の指標として利用しやすい。このデータベースから任意に 60 枚の画像を選ぶ。図 8(a) と 9(a) はそれぞれ検索対象の画像であり、図 8 と 9 は $NLCD$ の結果の小さい順に 5 枚提示したものである。付加した数字は実際の $NLCD$ の値である。

図 8 と 9 では、検索対象の同一画像 (a) は $NLCD$ の値が最も低くなった。さらに、2 番目から 5 番目まで検索対象とある程度似ている画像が挙げられた。

6 結論

本論文では、新たに正規非可逆圧縮器 NC^+ とそれを用いた類似指標 $NLCD$ を定義した。先行研究において、 NCD は可逆

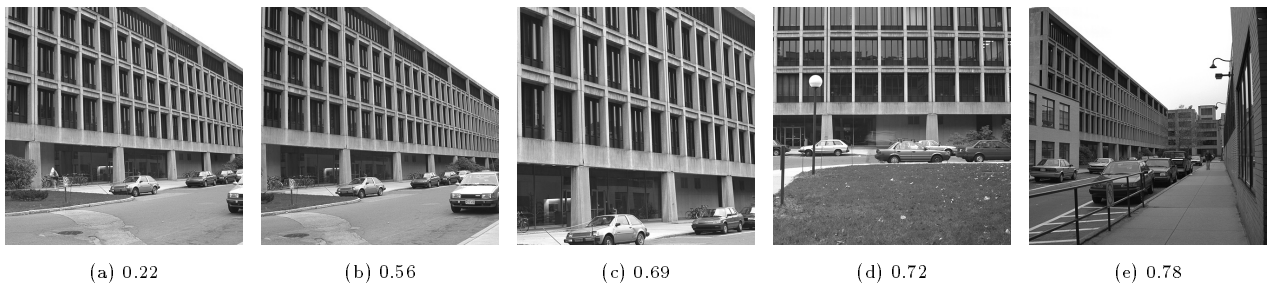


図8 画像検索実験1. 画像 (a) を対象にした場合.

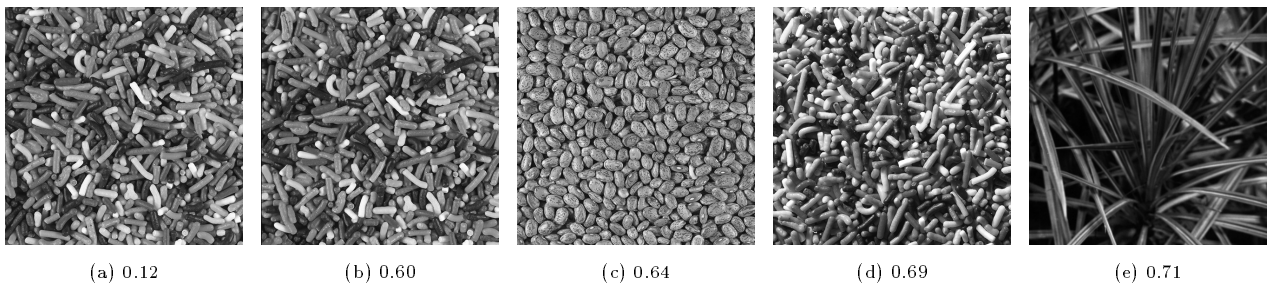


図9 画像検索実験2. 画像 (a) を対象にした場合

圧縮しか許していなかった．なぜなら非可逆圧縮では，クラフトの不等式を満たさないため，類似の程度を正確に測れないと考えられたからである．しかし，画像データなどの全体集合のサイズが大きい対象にはその制約を緩めることでより自然な類似判定ができることが分かった．

また，実験の中でフラクタル圧縮が最適な圧縮器であることを示した．さらに，画像変化に対する頑健性の実験も行った．フラクタル圧縮を用いた *NLCD* は拡大縮小と回転操作に対してはあまり性能は良くなく，適切な誤差範囲を選ぶ必要があった．

今後の課題として，より強力で効率的なフラクタル圧縮を適用することで，拡大縮小や回転にも頑健な指標となることを確認したい．また，*NLCD* は非可逆圧縮を用いた類似性指標であるため，音楽データなど非可逆圧縮が定着したデータに対しても有効性を確かめたい．

参考文献

- [1] Charles H. Bennett, Péter Gács, Ming Li, Paul M. B. Vitányi, and Wojciech H. Zurek. Information distance. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 44, No. 4, pp. 1407–1423, 1998.
- [2] P. Brodatz. A photographic album for artists and designers, 2005.
- [3] Rudi Cilibrasi and Paul Vitányi. Similarity of objects and the meaning of words. In *Theory and Applications of Models of Computation, Third International Conference, TAMC*, Vol. 3956 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 21–45, 2006.
- [4] Rudi Cilibrasi and Paul M. B. Vitányi. Clustering by compression. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 51, No. 4, pp. 1523–1545, 4 2005.
- [5] Kimihito Ito, Thomas Zeugmann, and Yu Zhu. Clustering the normalized compression distance for virus data. In *Proceedings of the Sixth Workshop on Learning with Logics and Logics for Learning*, pp. 56–67, 2009.
- [6] Arnaud E. Jacquin. Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 1, No. 1, 1992.
- [7] Ming Li, Xin Chen, Xin Li, Bin Ma, and Paul M. B. Vitányi. The similarity metric. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 50, No. 12, pp. 3250–3264, 2004.
- [8] Ming Li and Paul Vitányi. *An Introduction to Kolmogorov Complexity and Its Applications (3rd Edition)*. Springer, 2008.
- [9] Mark Nelson and Jean-Loup Gailly. *The Data Compression Book (Second Edition)*. M&T Books, 1996.
- [10] Teewoon Tan and Hong Yan. The fractal neighbor distance measure. *Pattern Recognition*, Vol. 33, No. 6, pp. 1371–1387, 2002.
- [11] Aidong Zhang and Biao Cheng. Comparison of wavelet transforms and fractal coding in texture-based image retrieval. *Visual Data Exploration and Analysis III 2565*, pp. 116–125, 1996.
- [12] 横山貴紀, 菅原研, 渡辺俊典. フラクタル符号に基づく圧縮領域における類似画像検索手法. 情報処理学会論文誌データベース, Vol. 45, No. SIG 4, 2004.