4D-2

# フラクタル符号化特徴量を用いた 対話型遺伝的アルゴリズムによる類似画像検索

栃原 直哉†

鶴見 智士

†群馬工業高等専門学校専攻科生産システム工学専攻

並群馬工業高等専門学校電子情報工学科

#### 1 はじめに

近年の画像データベースの急速な拡大に伴い,画像データの内容に基づく画像検索(Content-Based Image Retrieval: CBIR)の研究が盛んに行われている.CBIR では,画像から抽出される色やオブジェクトの形状といった様々な特徴量を用いて検索を行う.この際,ユーザが希望する画像情報と実際の検索結果の間にはセマンティックギャップが生じることがあるため,Laiらはユーザの主観を反映した検索を行うために,対話型遺伝的アルゴリズム(Interactive Genetic Algorithm: IGA)を CBIR に適用した [1].

そこで本研究では,膨大な画像データの検索を高速に行うことを最終目的に,高圧縮率のフラクタル符号化に着目し,符号化データから直接特徴量を抽出する新しい画像検索手法を提案する.同時に,IGA を適用することでセマンティックギャップの低減も図る.

## 2 提案手法

#### 2.1 フラクタル符号からの特徴抽出

フラクタル符号化は、画像が持つ自己相似性を利用して、自身の近似画像を生成する高圧縮画像符号化法である。画像を非重複の正方形領域(レンジブロック)に分割し、その2倍の大きさのドメインブロックに対して縮小アフィン変換を施し、対応するレンジブロック、すなわち相似領域を探索することで符号化を行う、復号は、対応するドメインブロックに縮小アフィン変換を施して行うが、極めて高速である。

輝度成分 Y のフラクタル符号化データから得られる相似領域間における輝度値の違いの分布を示すコラージュ誤差ヒストグラムは,自己相似性の度合いを特徴付ける [2] . 図 1 に示すように,誤差の分布は画像に含まれる背景やエッジの量によって変化するため,分布の違いを利用して大まかに画像の分類を行うことができる.また,画像の色情報も考慮するために,色差成分  $C_r, C_b$  のフラクタル符号から得られるレンジブロッ

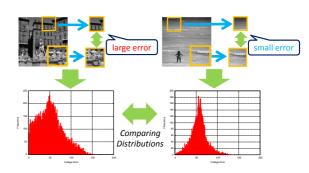


図 1: コラージュ誤差ヒストグラム

クの平均値ヒストグラムを使用する.

以上の3つのヒストグラムから,6つの統計的指標(平均,分散,歪度,尖度,エネルギー,エントロピー)をそれぞれ抽出し,各分布の形状を特徴付ける.歪度は,分布の正規分布からの歪み具合を表し,尖度は,分布が平均値の周りに集中しているか端の方へ広がっているか,すなわち分布の尖り具合を表す.エネルギーは分布の集中具合,エントロピーは分布の広がり具合を表す.本手法では,これら6つの指標を実数型設計変数としてGAの染色体を生成する.

## 2.2 提案システム

図 2 に提案するシステムの全体構成を示す.ユーザはまず,クエリ画像と呼ばれる検索対象画像のフラクタル符号データをシステムに入力する.するとシステムは,クエリのフラクタル符号から得られるヒストグラムと,データベース中のフラクタル符号から得られるヒストグラム間の類似度を B Bhattacharyya 距離によって求める.B ビンからなる B つの正規化ヒストグラムをそれぞれ B とし,各ビンを B に近い値をとる. なお,B 会 B であり,類似度が高いほど B に近い値をとる.

$$B(p,q) = \sum_{i=1}^{N} \sqrt{p(i)q(i)}$$
(1)

また,コラージュ誤差ヒストグラム間の類似度を  $B_E$ , 色差成分のフラクタル符号から得られるレンジブロックの平均値ヒストグラム間の類似度をそれぞれ  $B_{C_r}$ ,  $B_{C_b}$ とすると,符号間の総合的な類似度 Sim はこれら3つの類似度の平均値として求められる.

続いて,類似度が高い上位20件を符号を復号化した上で初期検索結果として表示し,ユーザは検索結果を見て,

An Image Retrieval System Based on Interactive Genetic Algorithm Using Fractal Codes

<sup>†</sup>Advanced Production Systems Engineering Course, Gunma National College of Technology

<sup>‡</sup>Department of Information and Computer Engineering, Gunma National College of Technology

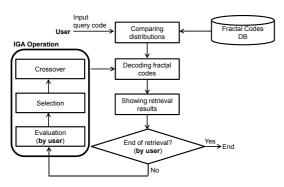


図 2: 提案システム構成

操作インタフェース上のスライドバーを操作して各画像に対して主観度  $\delta$  (  $0 \le \delta \le 1$  )を設定する . 提示個体 (画像) $t_k$  の適応度  $F(q,t_k)$  は , 式 (2) のように  $Sim(q,t_k)$  と  $\delta$  の重み付き和で表す . なお ,  $w_1=w_2=0.5$  とする .

$$F(q, t_k) = w_1 \cdot Sim(q, t_k) + w_2 \cdot \delta \tag{2}$$

各個体に与えられた適応度に基づいて,システムはトーナメント選択によって次世代の個体を決定する.交叉は,設計変数間に依存関係があることを考慮して単峰性正規分布交叉(UNDX)を用い,突然変異は行わない.次世代の個体が決定したら再度検索結果として表示し,以上の対話的操作をユーザが満足する検索結果が得られるまで繰り返す.

## 3 評価実験

本システムの性能を評価するために、10 カテゴリから構成された計 1000 枚の画像データベース(SIMPLIcity project [3])を用いて検索実験を行った。各カテゴリは、"Beach"や "Flowers" などシーンやオブジェクトが類似している画像で構成されており、本実験では検索結果においてクエリ画像と同じカテゴリに含まれている画像を正解画像とした。実験は、各カテゴリから 1 枚ずつ任意に選択した画像をクエリ画像とし,対話的検索を第 10 世代まで実施して、各世代における正解画像の検索数に応じて評価を行った。評価指標には適合率と再現率の調和平均を取った F 値を用い、この値が大きいほど検索が成功したといえる。式 (3) に F 値を示す

$$F\text{-}measure = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{precision + recall}$$
 (3)

図 3 に,IGA の世代交代に伴う F 値 の変化を示す.IGA の世代数が 0 のときは,Sim の高い順にソーティングした際の上位 20 件,すなわち IGA の初期個体集団である.この結果から,IGA の世代交代を重ねるにつれて全カテゴリにおいて F 値 は上昇していき,検索結果に占める正解画像の割合が高くなっていることが分かる.図 4 には,検索結果例を示す.(a) の初期個体集団では,クエリと同じカテゴリに含まれている画像は 10 枚のみであるが,(b) の第 10 世代目においては検索結果全ての画像が正解画像となっている.

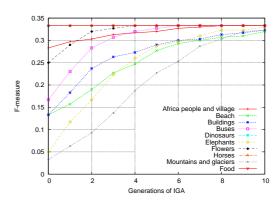


図 3: 世代交代に伴う F 値の変化



図 4: 検索結果例(カテゴリ: "Buses")

#### 4 まとめ

本稿では,フラクタル符号とIGA を用い,低容量なデータベース上で検索者の主観を反映させた類似画像検索手法を提案した.IGA を適用することで,クエリ画像と意味的に似た画像をより多く検索することができ,フラクタル符号を用いた類似画像検索においてセマンティックギャップを低減することができた.今後の課題としては,複数のユーザによるシステムの客観的な評価や,それに基づくインタフェース面の改良などが挙げられる.

## 参考文献

- [1] C.-C. Lai and Y.-C. Chen, "A user-oriented image retrieval system based on interactive genetic algorithm", *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 60(10):3318-3325, Oct. 2011.
- [2] S. Alexander, E. Vrscay, S. Tsurumi, "A simple, yet general, model for the affine self-similarity of images", *Image Analysis and Recognition*, Springer Berlin/Heidelberg, pp.192-203, 2008.
- [3] J.Z. Wang, J. Li, and G. Wiederhold, "SIM-PLIcity: Semantic sensitive integrated matching for picture libraries", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 23(9):947-963, Sep. 2001.