

# 混合フラクタルモデルに基づく画像特徴量の提案と 画像検索応用における有効性の評価

6Q-1

林 世紀

北海道大学・大型計算機センター

田中 譲

北海道大学・工学部

## 1. はじめに

画像から画像特徴量を抽出し、その情報のみを用いて画像検索を実現する研究が盛んに行われている。一方、画像解析の分野では多くの画像特徴量が提案されてきている。フラクタルモデルに基づく画像特徴量もその一例で、自然界によく見られる被写体に対する分類や領域分割に有効なことが知られている<sup>[1]</sup>。本稿では、最初にフラクタルモデルに基づく従来特徴量を持つ問題点を指摘し、その問題を解決するために、新たな画像特徴量を提案する。さらに、画像検索に用いることを前提として新特徴量の分類性能の評価を行う。

## 2. 従来の画像特徴量とその問題点

フラクタル次元はフラクタルモデルに基づく画像特徴量として代表的なものである。これは測定に用いる球の半径に対してミンコフスキー・ソーセージの体積をプロットした両対数グラフの傾きから定義される（図1参照）<sup>[1]</sup>。画像の強度曲面のフラクタル次元を画像特徴量として用いた場合、画像の粗さが表されることが知られている<sup>[1]</sup>。

通常自然界に存在する被写体には複数のフラクタルが混在することが多い。異なったフラクタル次元を持つ複数の領域から構成される画像は、混合フラクタル画像と呼ばれている<sup>[2]</sup>。ここでは、議論を簡単にするために、2つの領域R1とR2からなる混合フラクタル画像（図2参照）について考える。フラクタル次元の定義では対数値が用いられていたため、混合フラクタルの両対数グラフは事実上一方の領域R1の対数グラフと同じ形になることがある。そのため、もう一方の領域R2に関する情報はフラクタル次元には反映されないことになってしまう。

## 3. 平均フラクタル次元

このような問題を解決するために、新たな画像特徴量である平均フラクタル次元を提案する。通常のフラクタル次元では事実上一方のフラクタル次元しか用いられないことになったが、この特徴量を用いれば二つのフラクタル次元の平均値が得られることになる。図3に示すように、R1とR2からなる混合フラクタルの平均フラクタル次元はR1とR2の両対数グラフの平均のグラフR1+R2の傾きから定義される。

## 4. 平均フラクタルシグネチャ

自然界に存在する様々な被写体に対する両対数

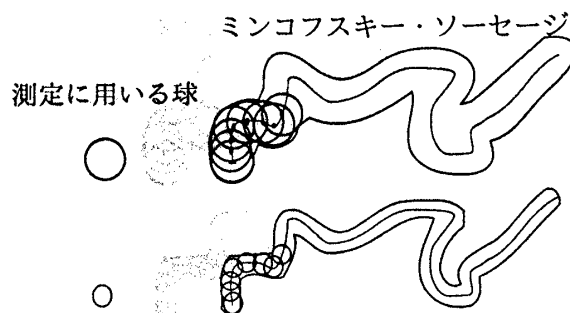


図1 ミンコフスキー・ソーセージ

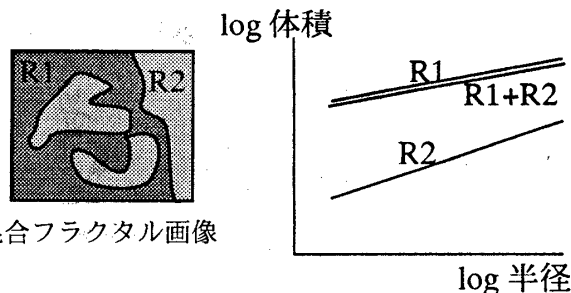


図2 混合フラクタル画像のフラクタル次元

グラフは、横軸に関してある限られた範囲でしか直線にならないことが知られている（図4参照）<sup>[3]</sup>。各領域のフラクタル次元から作られる項組はフラクタルシグネチャと呼ばれる。さらに、上および下フラクタルシグネチャと呼ばれる2つの変種も考案されている。これらは、ミンコフスキー・ソーセージ中の強度曲面より上および下の部分のみを用いて計算される。これら3種のシグネチャを導入したのと全く同様の方法で、平均フラクタル次元から平均フラクタルシグネチャおよび上下平均フラクタルシグネチャを導入する。

## 5. 分類性能の評価

平均フラクタルシグネチャに対し分類性能の評価を行った。ここでは、最大性能の見積りを目的としたため、統計手法としてはk Nearest Neighbor法<sup>[4]</sup>およびleave-one-out法<sup>[4]</sup>を用いた。2,000枚の写真画像を含む商用のCD-ROMを実験データとして用い、草と木の分類を行った。このような実画像を実験対象とした場合、分類結果の評価には次のような困難が伴う。通常の画像検索では、写真画像を小さな正方形格子画像に分割して、その各々の格子画像に対して分類を行う。しかし、被写体の境界部分に格子画像が位置している場合、その格子画像の被写体種を決定するのは人が行った場合でも困難である。それに比べれば、一つの写真画像を取り上げて、その中にある被写体種が存在するか否かを決定することはより容易である。そ

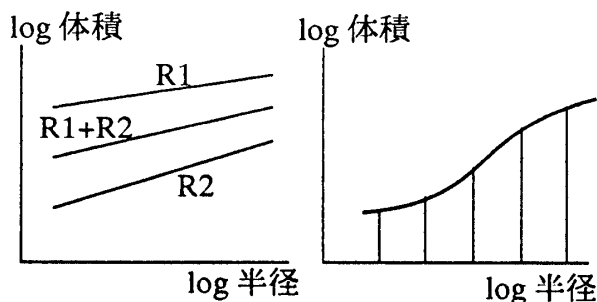


図3 平均フラクタル次元 図4 フラクタルシングネチャ

ここで、自動分類は格子画像単位で行い、分類結果の正しさは写真画像中に被写体種が存在するか否かにより決定することにした。

実験では、分類性能の比較を行うため、次の2種類の画像特徴量を用いた。

1) 従来のフラクタルシングネチャ：通常のフラクタルシングネチャと上下フラクタルシングネチャを横軸5カ所（半径=2, 4, 8, 16, 32）で測定し、合計15個の実数値を用いた。

2) 平均フラクタルシングネチャ：1)と同様に15個の実数値を用いた。

平均フラクタルシングネチャを用いて自動分類して得られた写真画像を上位10個まで図5に示す。また、recall-precisionグラフを図6に示す。これは、被写体種を含む全画像の内横軸で示した割合の画像を正しく分類した時点で、正しい分類画像

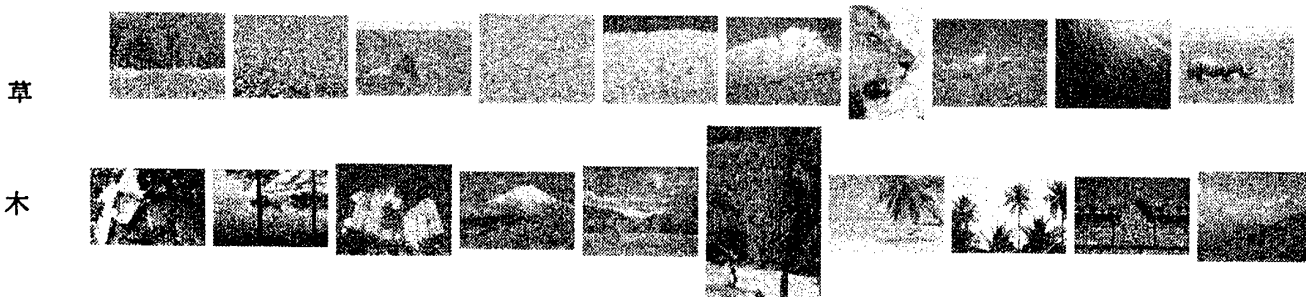


図5 平均フラクタルシングネチャを用いた自動分類により得られた上位10個の写真画像

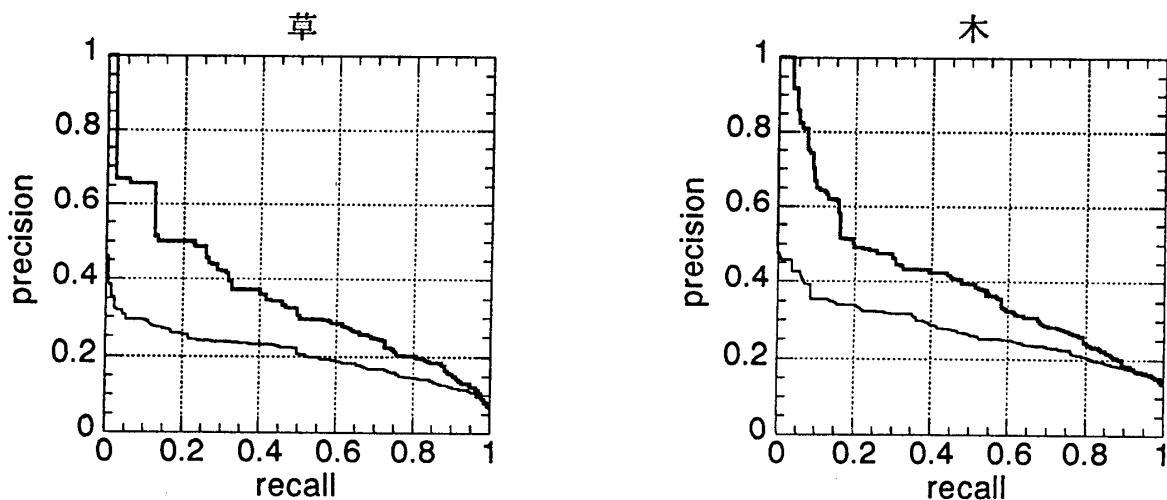


図6 分類結果のrecall-precisionグラフ

が何割あったかを縦軸に示したグラフである。

6. おわりに

本稿では、新たな画像特徴量である平均フラクタルシングネチャを提案し、画像検索に用いることを前提にその分類性能の評価を行った。フラクタルは草木のモデリングに適していることが知られているが、今回の評価実験では、従来から用いられていたフラクタルシングネチャは十分な分類性能を発揮しなかった。それに対して、平均フラクタルシングネチャは、より良好な分類性能を示した。

参考文献

[1] A. P. Pentland, "Fractal-based description of natural scenes", IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-6, No. 6, pp. 661-674, Nov. 1984.  
 [2] J. C. Russ, "Fractal surfaces", Plenum Press, 1994.  
 [3] S. Peleg, J. Naor, R. Hartley, D. Avnir, "Multiple resolution texture analysis and classification", IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-6, No. 4, pp. 518-523, July. 1984.  
 [4] K. Fukunaga, "Introduction to statistical pattern recognition", 2nd ed., Academic Press, 1990.

—— フラクタルシングネチャ  
 - - - 平均フラクタルシングネチャ