

被写体の種類によって自然風景画像を分類するための画像特徴量

6F-9

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

近年、多くの自然風景画像が電子化された形で蓄積されるようになってきている。画像の自動分類ができれば、これらの蓄積画像を有効に利用できると考えられる。自動分類を行うための一つの方法に、画像特徴量を用いる方法がある。この場合、複数のサンプル画像から予め各類の特徴量分布を調べておき、その分布から未知の画像がどの類に属するかを決定する（Bayes決定規則）。

本稿では、自然風景画像を被写体の種類ごとに自動分類するための画像特徴量について述べる。従来から知られているフラクタルシグネチャのほかに、新たに考案した画像特徴量も同時に用いる。自然風景を写した実画像の中に現れる草と木の領域について分類実験を行い、それぞれの画像特徴量の分類性能を調べた。

2. フラクタルシグネチャ

フラクタルシグネチャを用いると、一つの画像に対し複数の解像度で画像特徴を捕らえたことができる[PELE84]。以下、フラクタルシグネチャの計算法の一つであるvariation法に関する論文[DUBU89]で述べられた定義に従い、フラクタルシグネチャについて解説する。

画素 p を中心とする一辺の長さ e の正方形領域に着目する。この領域の中の最も明るい点と暗い点の強度をそれぞれ $u(p, e)$, $l(p, e)$ により表す。 $u(p, e)$ と $l(p, e)$ の差を、全画素 p に対し求めて、その総和 $A(e)$ を計算することにする。図1のように、画素平面に垂直に強度軸を取って考えると、図の斜線部分の面積が求める総和 $A(e)$ に当たる。ただし、図1では3次元ではなく2次元表示を用いている。このように、 $A(e)$ は正方形の辺の長さ e の関数になる。 $\log e$ に対する $\log A(e)$ のプロットをフラクタルシグネチャと呼ぶこ

とにする。フラクタルシグネチャは被写体の種類固有の形になることが知られている[PELE84]。そこで、 $\log e$ 軸について等間隔になるように $\log A(e)$ を計算し、得られた値を画像特徴量として用いることにする。

ここまで解説したフラクタルシグネチャは $u(p, e)$ と $l(p, e)$ の差を基に定義されていた。この差の代わりに、 $u(p, e)$ と画素 p の強度 $I(p)$ との差を用いて特徴量を定義することもできる。図1で考えれば、 $A(e)$ の代わりに $A^+(e)$ を用いたのと同じである。この特徴量を上フラクタルシグネチャと呼ぶ。同様に、 $I(p)$ と $l(p, e)$ の差により定義される特徴量を下フラクタルシグネチャと呼ぶ。上下フラクタルシグネチャとも、通常のフラクタルシグネチャと同様、画像の特徴を捕らえるのに用いられる[PELE84]。

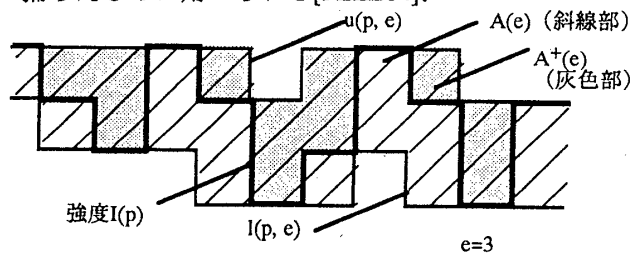


図1 フラクタルシグネチャの定義

3. 画像特徴量

3.1 変動シグネチャ

フラクタルシグネチャの定義に用いた値 $u(p, e)$ を強度とする画像を考えることができる。これを u -画像と呼ぶことにする。 $u(p, e)$ の定義から明らかなように、元画像中に存在する、辺長 e に比べて小さい暗部は、 u -画像では周りの明るさに掻き消されることになる。 e を徐々に大きくしながら u -画像の変化を見ることにしよう。この場合、小さな暗部から徐々に大きな暗部へと掻き消される領域が拡大していくことになる。特に、画像サイズよりも大きな e に対しては全面が一定強度の画像が得られる。したがって、 e を大き

くしてゆけば、u-画像中の強度の変動量は徐々に減少してゆくことになる。ここで変動量とは、u-画像に対し勾配の絶対値を求め、さらに画像全体についてその総和を求めたものである。この変動量を用いて、新たな画像特徴量、上変動シグネチャを定義する。その定義は、u-画像の強度変動量をA(e)の代わりに用いる点を除けばフラクタルシグネチャと同様である。u(p, e)の代わりにl(p, e)を用いても同様な特徴量を定義でき、これを下変動シグネチャと呼ぶことにする。

3. 2 分散シグネチャ

フラクタルシグネチャはu(p, e)とl(p, e)の差の総和A(e)から定義された。この値は、u(p, e)とl(p, e)の差の平均値に画像面積を掛けた値であると言うこともできる。分散シグネチャは、この平均値の代わりに分散を用いる点を除けば、フラクタルシグネチャと同様に定義される。また、上下分散シグネチャもフラクタルシグネチャの場合と同様に、u(p, e)-l(p, e)の代わりにu(p, e)-l(p)及びl(p)-l(p, e)を用いて定義される。

3. 3 マスキング処理

ここまで述べてきた各種のシグネチャの値は、画像中に例え一画素でも極端に明るかったり暗かったりする点があると、大きく変化する傾向がある。そのため、ここでは極端に色の異なる画素を取り除き特徴量の安定化を図ることにする。画像全体に対して、平均色mとRGB各色の標準偏差s_R, s_G, s_Bを求めておく。RGB色空間においてmを中心とする半径s_R, s_G, s_Bの楕円球を考える。その楕円球内の色を持つ画素だけから成る画像領域をマスクと呼ぶ。このマスク内の画素だけを用いて各特徴量を計算することにする。

3. 4 輪郭シグネチャ

一つの画像が主要被写体の写った領域とそれ以外の領域とに分割できると仮定しよう。この場合、マスクの形は画像内の主要被写体の輪郭形状にほぼ一致することが期待できる。そこで、マスク自体のフラクタルシグネチャを求め、それも画像特徴量として用いることにする。この特徴量を輪郭シグネチャと呼ぶ。

4. 分類実験

草や木の写った自然風景写真78枚それぞれを9×6の格子に分割し、各格子を一つの画像とみなすことにする。その内9割以上の部分に草または木が写っている格子を目視で選び、画像データとして用いる。各画像データに対して画像特徴量を計算する。この際、各シグネチャはマスキング処理付きでe=2, 4, 8, 16, ...の各点において計算する。kNN (k Nearest Neighbor) 法[FUKU90]を用いて、得られた特徴量から特徴量分布を推定し、leave-one-out法[FUKU90]を用いて分類性能を評価する。leave-one-out法では、一つのテストデータを分類するのに、それ以外の全データをサンプルデータとして特徴量分布を推定する。ただし、今回の実験では、テストデータと同一の写真に属する格子領域は、サンプルデータとしては用いていない。これは、同一写真中の格子領域はデータとしての独立性が低いと考えられるからである。全ての特徴量を用いた場合及び一部だけを用いた場合の分類性能の比較結果を表1に示しておく。

5. おわりに

被写体の種類により自然風景画像を分類するための画像特徴量について述べた。3種類の新たな画像特徴量を考案した。これらに、従来から知られているフラクタルシグネチャを加えて、計4種類の画像特徴量を用いて分類実験を行った。草と木が写った写真の内約95%を正しく分類することができた。

参考文献

[PELE84] S. Peleg, J. Naor, R. Hartley, D. Avnir, "Multiple resolution texture analysis and classification", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 6, 518-523, (1984).
 [DUBU89] B. Dubuc, S. W. Zucker, C. Tricot, J. F. Quiniou, D. Wehbi, "Evaluating the fractal dimension of surfaces", Proc. R. Soc. Lond., A 425, 113-127 (1989).
 [FUKU90] K. Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition", 2nd ed., Academic Press (1990).

フラクタルシグネチャ	○		○	○	○	○			
変動シグネチャ	○	○		○	○		○		
分散シグネチャ	○	○	○		○			○	
輪郭シグネチャ	○	○	○	○					○
分類性能 (%)	94.87	90.97	93.25	92.92	93.81	90.15	89.42	90.32	74.61

表1 分類結果