



Title	同時生起行列を用いた画像分割
Author(s)	石川, 達也; Ishikawa, Tatsuya; 下野, 哲雄 他
Citation	北海道大學工學部研究報告, 105, 87-92
Issue Date	1981-07-31
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/41682
Type	departmental bulletin paper
File Information	105_87-92.pdf



同時生起行列を用いた画像分割

石川達也* 下野哲雄*
北島秀夫* 黒部貞一*

(昭和56年3月31日受理)

Image Segmentation Using Co-occurrence Matrix

Tatsuya ISHIKAWA, Tetsuo SHIMONO

Hideo KITAJIMA, Teiichi KUROBE

(Received March 31, 1981)

Abstract

In this paper, we discuss a new image segmentation method using co-occurrence matrix, because segmentation methods using edge points or histogram slicing proposed in the past cannot be applied to images that contain large textural regions.

In the method presented here, we consider textures to be the expansion of edges and treat the co-occurrence matrix as an experiment of probability transition matrix. We estimate the histogram from the co-occurrence matrix under the condition that the image is stationary from statistical point of view. The estimated histogram contains second-order statistics that is necessary for the discrimination of texture.

If we compare the original histogram with the estimated one, the relation between each gray level and texture is obtained. When the difference at a gray level is relatively large, we decide that the pixels having the level are contained in the textural region.

Furthermore, two-dimensional features for image segmentation are obtained, and they can be applied for the detection of the textural edge and transformation of gray scale image into a binary image.

1. 序 論

画像認識の前処理や、視覚に対しての簡単化のために画像分割が研究されている。画像分割とは1つの画像を、固有の性質をもついくつかの領域に分けることである。既存の主な方法としては、明るさのヒストグラムを閾値処理する方法¹⁾やエッジ(輪郭線)検出をしてエッジに囲まれた部分を分割領域とする方法²⁾などがある。しかし、これらの方法は原理的に画像の重要な性質であるテクスチャーを分割することができない。何故ならば、テクスチャーは画像の空間パターンであり³⁾、統計的には2次以上の統計量を含むためヒストグラムのような1次統計量のみでは情報が不足するからである。また、テクスチャー領域中には一般に乱雑なエッジ成分が多く含まれるた

* 電子工学科 電子回路工学講座

め、エッジ検出による分割も不可能である。

本研究ではテクスチャー分類 (Texture Classification) に有効な同時生起行列を応用し、テクスチャーに使用可能な新しい画像分割処理を提案する。この方法では画像に対応した2次元の分割特徴が得られ、これに簡単な後処理をすることにより分割画像が得られる。故に、他の方法のように後処理が複雑になることはない。また、初期分割も原則として必要ない。

原画像はデジタル画像のみを対象とし、明るさは256段階に量子化されている。

2. 同時生起行列によるヒストグラム推定

画像を1次元のシーケンスとみなし、マルコフ連鎖 \mathbf{x}_n に対応させて考える。 \mathbf{x}_n は a_1, a_2, \dots, a_N なる離散的な値をとるものとする。密度関数及び条件つき密度関数をそれぞれ次のように表わす。

$$p_i(n) = P\{\mathbf{x}_n = a_i\}$$

$$P_{ij}(n, s) = P\{\mathbf{x}_n = a_i \mid \mathbf{x}_s = a_j\} \quad n > s \tag{1}$$

また、次式が成立する。

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^N P_{ij}(n, s) p_j(s) \quad n > s \tag{2}$$

(1) を行列表現して $\mathbf{P}(n)$ 及び $\mathbf{P}(n, s)$ とする。また、(2) は同様に、

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{P}(n, s) \mathbf{P}(s) \quad n > s \tag{3}$$

となる。連鎖が斉次である場合を考え、 $n-s=1$ のときの $\mathbf{P}(n, s)$ を Π とおく。(3) から、連鎖が定常であるならば $(\mathbf{P}(1) = \mathbf{P}(2) = \dots = \mathbf{P}(n) = \dots)$

$$\mathbf{P}(n+1) = \Pi \mathbf{P}(n) = \mathbf{P}(n) \tag{4}$$

である。(4) は Π (確率遷移行列) が与えられたとき、連鎖を定常とするように $\mathbf{P}(n)$ を決定できることを示している。この様な $\mathbf{P}(n)$ を \mathbf{P} とする。即ち、 \mathbf{P} は Π の固有値1に対応する固有ベクトルとして求められる。また、この固有ベクトルは、

$$\mathbf{p} = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}(n) = \lim_{n \rightarrow \infty} (\Pi^{n-1} \mathbf{p}_0) \tag{5}$$

\mathbf{p}_0 は任意。

なる式からも求められる。ただし、(4) で解が一意に存在するためには Π が positive でなければならない。⁴⁾

同時生起行列は任意の方向について画像を1次元のシーケンスと考え、明るさのレベル数が N のとき $N \times N$ の行列であり、距離 d 、角度 θ のパラメータをもつ。

$$C_{d,\theta} = \{C_{ij}^{d,\theta}\}$$

$C_{ij}^{d,\theta}$; 明るさのレベル j をもつ画素に対して距離 d 、角度 θ に位置する画素が明るさのレベル j をもつ度数。(図-1 参照)

d, θ は任意であるが、シミュレーションでは $d=1, \theta=0^\circ, 45^\circ, \dots, 315^\circ$ と8方向について求めた。 $C_{d=1}$ を列ごと

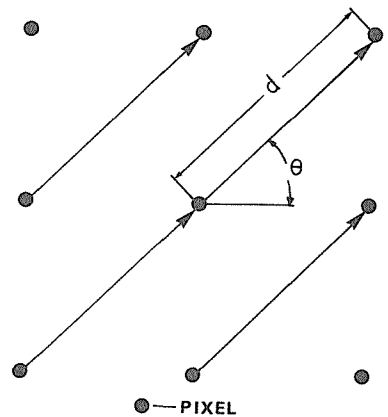


図-1 遷移を調べる2画素間の位置関係 距離-d, 角度- θ

に和が1になるように規格化すると、遷移行列 Π の1つの実験値になるので同様に扱うことができる。故に(4)又は(5)からシーケンスを定常とする確率密度 \bar{P} に対応するヒストグラム \mathbf{h} を推定することができる。一般に、このヒストグラム \mathbf{h} は画像から直接得られる通常の明るさのヒストグラム \mathbf{h}_0 とは異なる。このような違いは、エッジやテクスチャーなどの影響によるものと考えられる。何故ならエッジやテクスチャーは特定の明るさから、他の特定の明るさへの遷移の度数が非常に大きいものと考えられるからである。故に推定された \mathbf{h} において表-1にあるような l_2 や S_2 の度数は \mathbf{h}_0 のものに比べて減少する。このように \mathbf{h} と \mathbf{h}_0 を明るさのレベルごとに比較することにより、テクスチャーやエッジに強く関係するレベルを定量的に調べることができる。

C から \mathbf{h} を計算する際には、一般に C が positive ではないことに注意しなければならない。即ち、 C の固有値1に対応する固有ベクトルが一意に存在するとは限らない。故に(5)において近似解として $n \rightarrow 50$ とした \mathbf{h} を求める。また \mathbf{p}_0 には \mathbf{h}_0 を用いて収束を速めた。

C は d, θ を変えることにより多数個、得ることができるが、簡単のため前述のように8個のみ求めた。しかし、これらの同時生起行列も互いに強い相関をもつことが予想される。この相関を取り除くために固有値変換を用いる。

8個の \mathbf{h} から明るさのレベルについて分散共分散行列 Σ を計算し、その固有値・固有ベクトルを求める。このとき、

$$\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = \text{tr}(\Sigma) \quad \lambda_{\alpha}; \text{ 固有値} (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N) \tag{6}$$

であるので、変換により得られる情報がどの程度、もとの情報を含むかの目安として次式で累積寄与率 A_k を定義する。

$$A_k = \sum_{\alpha=1}^k \frac{\lambda_{\alpha}}{\text{tr}(\Sigma)} \times 100 [\%] \tag{7}$$

k ; 大きい順に得た固有値の個数

普通、 A_k は80%程度を目安とされるが、この場合は $A_1 \geq 90\%$ となることが多いので、少なくとも90%程度を目安にした方がよい。このようにして累積寄与率が十分大きくなるまでの固有値に対応する固有ベクトルを改めて推定されたヒストグラム \mathbf{h}' とする。

3. 2次元特徴

原画像中のある画素の値が l であるとき、

$$[\mathbf{h}'(l) - \mathbf{h}(l)] / \mathbf{h}(l) \tag{8}$$

なる値を、その画素とすると、ヒストグラムの情報を2次元で表わすことができる。即ち、原画像のある明るさのレベルについてエッジやテクスチャーへの寄与の度合いを求め、同じような値が空間的にどのように分布しているかを調べることができる。

2次元特徴のシミュレーションを図-3に示す。原画像は図-2であり、(月面の写真。写真上の中央と左下に大きなクレータがある。左下のものはいくつかのテクスチャー領域が集ったものである。)明るさのレベル数は256段階である。ただし同時生起行列を求める際には簡単のため64段階に線形量子化した。(3-a)は固有値変換において固有値最大のものに対応し、 $A_1 = 93.0\%$

表-1 理想エッジとテクスチャー

	エッジ	テクスチャー
遷移	$l_1 \rightarrow l_2$	$S_1 \rightarrow S_2$
d	1	不 定
θ	不 定	不 定

(d, θ は図-1参照)
 l ; 明るさのレベル
 S ; l の集合

である。原画像に比べて非常にコントラストが強調されている。(3-b)は固有値が2番目に大きいものであり、 $A_2=99.9\%$ である。この2つでもとの情報をほとんど含んでおり、(3-b)はエッジ成分を多く含む領域と他の領域を分離している。

このようにして得た特徴に後処理をして分割画像を得るのであるが、その前にこれらの特徴が分割処理に適したものであることをエッジ検出により示す。

簡単な後処理で分割を行なうためには、分割されるべき領域が明らかな境界をもち、エッジ検出した場合にはこの境界のみがエッジとして得られねばならない。ここでのエッジ検出には微分操作の一種であるソーベル・オペレータを用いた。(図-4参照)

図-5に図-2と(3-a)のソーベル・オペ

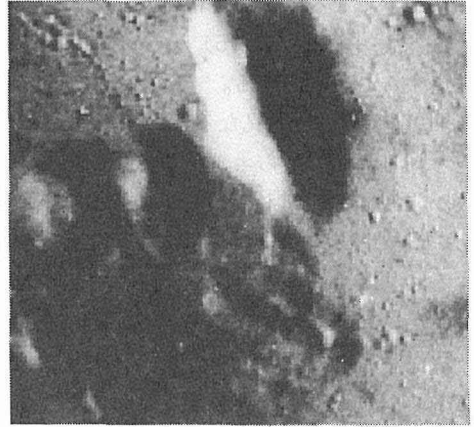


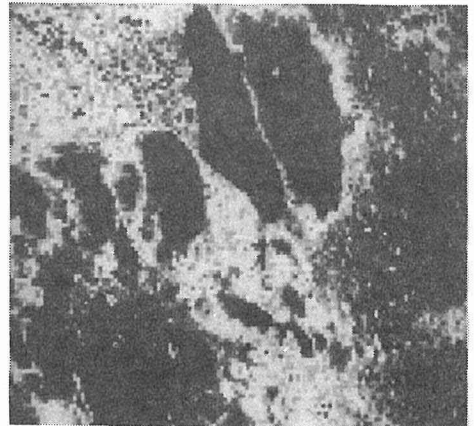
図-2 原画像

月面の写真。中央上と左下に大きなクレータがある。左下のクレータはいくつかのテクスチャ領域の集まりである。明るさのレベル数=256。画像の大きさ=128×128。



(3-a)

(8)から求めた特徴。固有値変換において固有値最大のもの。
(7)の $A_1=93.0\%$ である。



(3-b)

(8)から求めた特徴。固有値が2番目に大きいもの。
(7)の $A_2=99.9\%$ である。

図-3 2次元特徴

レータによるエッジ振幅出力を示す。(5-a)は原画像のエッジ振幅であり、乱雑なエッジ成分が多数存在している。特に左下のクレータの境界に相当するエッジが明確でない。(5-b)は(3-a)についてのものであるが、クレータの境界が、はっきりとエッジとして検出されている。即ち、この2次元特徴は原画像よりも分割すべき境界が強調され、分割処理に適していることがわかる。(図-5でエッジの閾値処理や細線化などは行っていない。)

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

SX

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

SY

	P	

I

$$DX = SX \cdot I$$

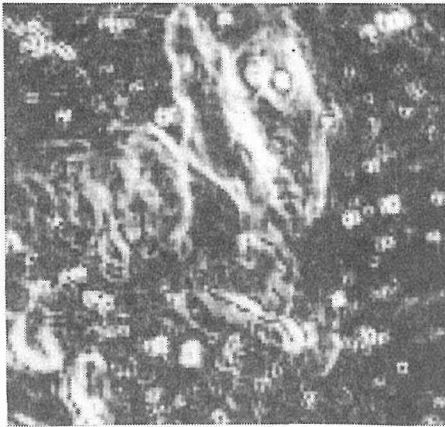
$$DY = SY \cdot I$$

$$D = |DX| + |DY|$$

D ; Edge magnitude at P

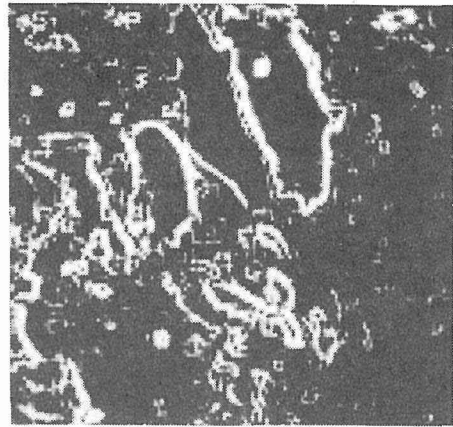
I ; Image subset

図-4 ソーベル・オペレータ(エッジのテンプレート)



(5-a)

図-2の原画像に直接、オペレータをかけた結果。



(5-b)

(3-a)の2次元特徴に、オペレータをかけた結果。

4. 2次元特徴による画像分割

前節に、2次元特徴が分割されるべき領域の境界をエッジとしてもつことを示した。しかし、エッジ検出による分割処理は閾値処理や細線化処理、さらにエッジの連結などの後処理が複雑であるため時間がかかる。ここでは、より簡単なモード・フィルタリングを用いた。⁵⁾

モード・フィルタリングは、ある大きさの窓内において最大度数である明るさのレベルを、その窓の中心の画素の値とするものである。図-6の場合、窓内には R_1 と R_2 の2つのピークが存在し、窓内に2つの領域が存在する可能性があるが、このフィルタをかけることにより、 R_1 の影響は全くPには現われず、 R_2 のピーク値である $lmode$ が画素Pの値とされる。このためPがノイズ的な値をもっている、モードである値となり画像全体では、いくつかの主なレベルだけが残り単純な分割画像が得られる。図-7に(3-a)のフィルタリング結果を示す。窓の大きさは 5×5 である。原画像中のクレータがはっきり分離され、さらに左下のクレータ内のテクスチャー領域も分割されている。クレータ以外の所で生じている分割領域は好ましくないが、これらは事前に分割すべき領域の形状・明るさなどの情報を与えれば除去できる。

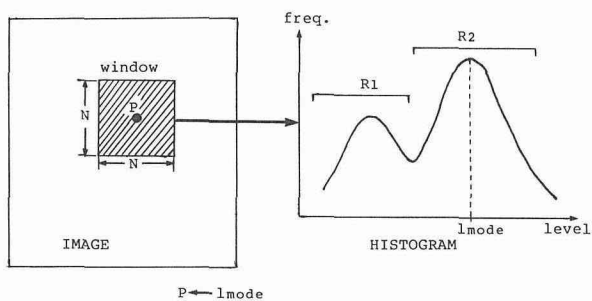


図-6 モード・フィルタリング

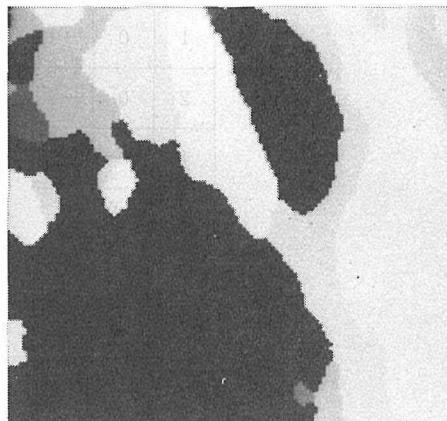


図-7 分割画像

(3-a) にモード・フィルタリングを行った結果。
フィルタの窓の大きさは 5×5 。

5. 結 論

本研究では、画像の重要な性質の1つであるテクスチャーを考慮した画像分割法を提案した。従来の方法では、テクスチャーに対しては本質的な処理を行なわなかったり、他の方法を組み合わせたりしていたが、ここで提案した方法はこのような必要がない。この方法の特徴を以下に要約する。

- (1) テクスチャーを多く含む画像に直接、適用できる。
- (2) 初期分割を必要としない。
- (3) エッジ検出・複数の閾値を用いた画像の2値化⁶⁾に応用できる。
- (4) 分割処理はモード・フィルタリングに限らない。
- (5) 2次元特徴を得るまでの処理はほとんど明るさのレベル（ヒストグラム）についてのみの処理であり、画像の大きさには関係がない。故に、大きな画像で明るさのレベル数が比較的少ないときには、他の方法に比べて相対的に計算量が減少する。

最後に本研究を進めるにあたり有意義な御討論をして頂いた小川吉彦助教授と写真データ作成などで御世話になった若松伸一技官に感謝いたします。

参 考 文 献

- (1) A. Rosenfeld and A. C. Kak: Digital Picture Processing, (1978), pp. 263~283, 近代科学社
- (2) W. A. Perkins: IEEE Trans. PAMI, vol. PAMI-2, (1980), pp. 8~15
- (3) R. M. Haralick: Proc. IEEE, vol. 67, (1979), pp. 786~804
- (4) R. Bellman: Introduction to Matrix Analysis, (1974), pp. 263~276, McGraw-Hill
- (5) G. B. Coleman and H. C. Andrews: Proc. IEEE, vol. 67, (1979), pp. 773~785
- (6) 石川達也: テクスチャーを考慮した画像の分割法についての研究 (昭56), (修士論文)