

## GMRF を用いたカラーテクスチャ画像の領域分割

4N-11

越後 富夫†

飯作 俊一‡

†日本アイ・ビー・エム(株) 東京基礎研究所

‡郵政省 通信総合研究所

## 1 はじめに

大量の映像データに対し、インデクス・検索をシステムにより支援するには、画像圧縮技術の改善が必要である。その候補として、領域分割圧縮法が有望視される。その重要な要素技術である画像の領域分割で、困難とされるテクスチャ領域の分割を、色だけでなくテクスチャ形状を重要なパラメータとして扱い、テクスチャ領域で過度の分割を低減することを提案する。

従来からテクスチャの空間的情報を利用したモデルとして、マルコフ確率場(MRF)を利用した研究が多い。Geman and Geman[1]は隠れ層としてエッジの存在を明に表すライン過程を導入した。実際の領域分割では、対象画像に制約を置かないため、近傍の画素分布をガウス型とすることで十分である。PanjwaniとHealey[2]は、ガウスマルコフ場(GMRF)パラメータを線形演算で求め、併合のための2つの候補領域の疑似尤度と、併合後の疑似尤度の比が小さい候補から領域を併合した。Panjwani等の方法は、自然画像に対し良い分割結果を示しているが、最小分割単位を $4 \times 4$ の矩形としたため、領域境界で矩形形状が目立ち、さらに境界近傍では、GMRFを用いるのではなく、色情報だけの領域併合しかできない欠点があった。

そこで本研究では、Panjwani等と同様にGMRFを用いて線形演算でパラメータを求めるが、画像をRGBプレーンではなく、大田[3]が提案した変換式により、色プレーン間で相関が少なくなるようにする。さらに、最小分割単位を矩形ではなく任意の形状になるようにし、最小分割単位から色による領域併合を行わずにテクスチャ形状が利用できるようにする方法を提案する。

## 2 色特徴の変換

RGB色プレーンは、プレーン間での相関が高い。領域分割では、色パラメータに相関が無い軸を用いる方が効率的である。Karhunen-Loeve(KL)変換は、相関の強いパラメータ軸を、相関が最小となる軸に変換する最適な変換であるが、最適な変換は画像に依存するため、領域分割のための前処理として全ての画像に対してKL変換を行うには、処理が重すぎる。そこで、大田は複数枚の画像の選択した領域に対し固有ベクトル

を計算し、その主成分から $I_1 = (R + G + B)/3$ ,  $I_2 = (R - B)$ ,  $I_3 = (2G - R - B)/2$ が領域分割に有効であることを示した。対象とした画像は、テクスチャを含む自然画や人物画、人工的模様を含む室内などである。大田の変換式では、全ての画像において最適な変換が施されるわけではないが、少なくとも大田が用いた画像と同種の画像に対しては、前処理としてKL変換を行ったのとはほぼ同等の結果が得られる。

本研究でも、画像の前処理として大田の変換式を採用する。符号化を目的としたとき対象となる画像は特定できないが、領域分割が最も困難なテクスチャ領域に対し有効で、テクスチャ領域以外でも、RGBプレーンを利用するより優位であると判断したためである。

## 3 GMRF モデルと疑似最尤法

画像 $X_{ij}$ のポテンシャルをガウス分布とすると、GMRFは次式のようになる。

$$P(X_{ij}/\epsilon_{mn}) = K \exp(-U(i, j)) \quad (1)$$

$$U(i, j) = \frac{1}{2} [u_1 u_2 u_3] \Sigma^{-1} [u_1 u_2 u_3]^t \quad (2)$$

ここで $K$ は正規化定数、 $[u_1 u_2 u_3]$ は平均が0のガウスノイズベクトルとし、 $\Sigma$ はノイズ共分散行列であるが、2.で色プレーン間の相関を小さくしたので、 $\Sigma$ は対角行列とする。そのとき、画素 $(i, j)$ における空間的相互作用は次式のように表される。

$$u_k(i, j) = \{I_k(i, j) - \mu_k\} - \sum_{\lambda=1}^3 \left[ \sum_{(m, n) \in \epsilon_{k, \lambda}} \alpha_{k\lambda}(m, n) \{I_\lambda(i+m, j+n) - \mu_\lambda\} \right] \quad (3)$$

本研究では、近傍系 $\epsilon$ を4近傍と8近傍の2種類とした。ただし、4近傍では色プレーン間の相互作用が無いとし、相関パラメータを0にする。したがって4近傍では、対称性を考慮すると、6つのGMRFパラメータで表現できる。一方、8近傍では、近傍距離を少し大きくしたので、色プレーン間の相関も無視できなくなり、相関パラメータを8近傍全てに利用する。したがって8近傍では36のパラメータで表現する。

GMRFでモデル化した領域 $S$ の疑似尤度 $\prod_{(i, j) \in S} P(X_{ij}/\epsilon_{mn})$ を最大にするパラメータを求める。ノイズ共分散行列を対角行列としたので、パラメータは線形演算から求められ、ノイズ共分散行列の対角要素が求まる。

画像が領域 $S_1, \dots, S_n$ で分割されているとして、その中から $S_k$ と $S_l$ の併合について考える。 $S_k$ と $S_l$ が併合す

Unsupervised Segmentation of Colored Texture Images by using GMRF Models

Tomio ECHIGO†(echigo@trl.ibm.co.jp) and Shun-ichi IISAKU‡

†IBM Research, Tokyo Research Laboratory

‡Communication Research Laboratory, Ministry of Posts and Telecommunications

る前の疑似尤度と、仮に  $S_k$  と  $S_l$  が併合されて領域  $S_m$  になったときの疑似尤度の比を対数で表すと、

$$\ln\left\{\frac{\prod_{r=1, \dots, n} P(S_r)}{P(S_m) \prod_{r=1, \dots, n; r \neq k, l} P(S_r)}\right\} = \frac{M_k + M_l}{2} \ln(|\Sigma_{S_m}|) - \frac{M_k}{2} \ln(|\Sigma_{S_k}|) - \frac{M_l}{2} \ln(|\Sigma_{S_l}|) \quad (4)$$

となり、画像全体から隣り合う領域の組合せを全て求め、その最小値  $h(k, l) = \min_{i, j} h(i, j)$  となる  $k$  と  $l$  を併合する。4近傍と8近傍に対しても、同じように対数疑似尤度比を求め、同じ評価で最小値となる領域の組合せを併合する。

## 4 分割併合法

### 4.1 分割法

画像全体を、大きさが  $32 \times 32$  のブロックに分割し、初期ブロックとした。初期ブロックおよび4分割したときの平均値と共分散行列を求め、4分割した全てのブロックの平均値と、初期ブロックにおける平均値の差が、閾値以内、かつ、全4ブロックと初期ブロックの共分散行列の全要素の各々の差が、閾値以内のとき、初期ブロックの分割を停止する。それ以外のとき、初期ブロックを4分割する。分割されたブロックに対しては、同様の手順で、1画素になるまで再帰的に処理を繰り返す。

### 4.2 初期併合

テクスチャ領域を表現するパラメータを推定するには、少なくとも数画素からなる領域を必要とする。本研究では、GMRFパラメータが決定できる最低許容画素数を、GMRFパラメータの2倍とした。4近傍では、6つのGMRFパラメータで表現するので、本研究での最小分割単位を12画素と定めた。

初期併合には、色情報を用い、最小分割単位の12画素になるまで、併合を行う。そのため、11画素以下の領域に対し、その隣接する周囲領域において、色の差の絶対値総和が最小となるとき、その領域を併合する。1領域に対し1つの候補を併合させ、全ての領域が最小分割単位の12画素以上になるまで初期併合を繰り返す。

### 4.3 複数のGMRFによる併合

12画素程度の小領域は画像に数多く存在し、しかも処理時間を費すので、色の差の絶対値総和が小さく、併合前後の疑似尤度比が閾値以下のとき予め併合する。これを一次併合と呼ぶ。

72画素以上の大きな領域同士の併合には、8近傍パラメータのGMRFを利用し、片方の併合候補が71画素以下ならば、4近傍パラメータのGMRFを利用する。全ての領域に対し、隣接する全ての候補領域が、併合を仮定した疑似尤度と、併合前の2つの候補の疑似尤度の比が最も小さい候補対から併合を行う。ただし、候補対の領域内色パラメータの差の絶対値総和が、閾値以下のときとする。以上の処理を二次併合と呼ぶ。

二次併合においては、候補対を併合する毎にデータを更新し、ステップ的に行う。そして、そのときの最小疑似尤度比が、前回の併合ステップにおける最小値に比べ、閾値以上になったとき、併合を停止し、分割併合処理を終了する。

## 5 実験結果

実験には、SIDBAのhome3.ppmを、家のレンガ、木、芝生のテクスチャと、テクスチャの無い空を含む  $128 \times 128$  画素の部分画像に切り出して使用した。

図1は、小領域を4近傍のGMRFモデルで併合した一次併合の結果、図2はステップ的に併合を繰り返す二次併合を行なった最終分割結果を示す。最小分割単位を任意形状にしたので、領域境界にブロック状の歪みはなかった。

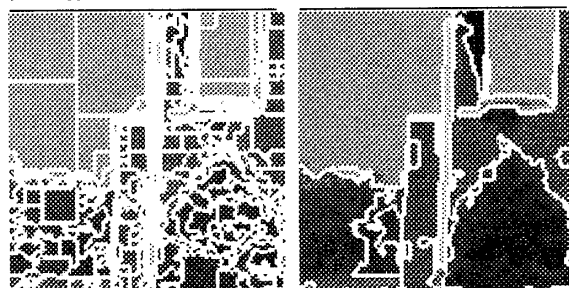


図1: 一次併合

図2: 領域分割結果

## 6 おわりに

本研究では複数のGMRFを用いて、領域境界近傍や併合初期段階においても、テクスチャ形状を表現したGMRFモデルが利用できることを提案した。そのためには、少ないパラメータでテクスチャ形状を表現する必要があるため、画像に前処理を施して、色プレーン間の相互作用を小さくした。その結果、少なくとも12画素以上の領域であれば、4近傍のGMRFによる領域併合を、また領域が成長し72画素以上になると、領域併合の信頼度を上げるため、8近傍で色プレーンの相関も考慮した36のパラメータで表現したGMRFモデルが有効であった。

本研究で得られた領域は、テクスチャ形状、色の類似度でまとめられているため、領域分割符号化には都合が良く、領域内データの圧縮には効率が良いと考えられる。

## 参考文献

- [1] S. Geman and D. Geman, Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Trans., PAMI-6, no. 6, pp. 721-741, 1984.
- [2] D. K. Panjwani and G. Healey, Markov Random Field Models for Unsupervised Segmentation of Textured Color Images, IEEE Trans. PAMI, vol. 17, no. 10, pp. 939-954, 1995.
- [3] Y. Ohta, Knowledge-based Interpretation of Outdoor Natural Color Scenes, Research Notes in Artificial Intelligence 4, Pitman Advanced Publishing Program.