

クラスタ数自動判定クラスタリングによる画像の領域分割

3 Q-2

紺谷 精一

串間 和彦

NTT 情報通信研究所

e-mail: konya@dq.isl.ntt.co.jp

1 はじめに

画像データベースにおいて高度な検索手段を提供するには、画像の領域分割や輪郭抽出等の解析を行ない、人間が持つ多様な画像の類似性を扱える形式に構造化する必要がある。領域分割は、ピクセルやテクスチャをその特徴量によってクラスタリングすることで画像を物体や空間を表す複数の領域に分割する。クラスタリングアルゴリズムとしては種々の手法が提案されているが、収束の安定性やインプリメントの容易さから fuzzy c-means (FCM) 法が広く用いられている。しかし、FCM 法は、事前にクラスタ数を設定する必要がある、また、初期値に依存した局所最適解に収束するため異なる初期条件で試行を繰り返す必要がある。本稿では、クラスタ数の設定が不要で初期値依存性のない、サンプリングによるクラスタ推定法を提案し、画像の領域分割に適用した例を示す。

2 サンプリングによるクラスタ推定法

本手法は、1) 分布推定ステップ、2) クラスタ融合ステップ、3) データ割り当てステップ、4) クラスタ候補評価ステップ、5) クラスタ分割ステップからなる。これらのステップを繰り返し、クラスタ集合の改善を行ない、指定した回数 (C_{loop}) 連続で改善が進まなくなった時点で終了する。

2.1 分布の推定

各クラスタからサンプル点を選ぶことができれば、サンプル点からの距離で重み付けをすることで各クラスタのデータ分布を分離できる。 o_1, \dots, o_k をクラスタ $i = 1, \dots, k$ からのサンプル点とし、データ \mathbf{x} のクラスタ i への帰属度を以下の式で定義する。

$$w(\mathbf{x}|o_i) = \frac{\exp(-C_{dist}\|\mathbf{x} - o_i\|)}{\sum_{j=1}^k \exp(-C_{dist}\|\mathbf{x} - o_j\|)} \quad (1)$$

ここで、 C_{dist} は正定数。この帰属度で重み付けされたデータから各クラスタに対応する分布を推定する。

2.2 クラスタの融合

上記の推定ステップにより、サンプル点に対応したデータ分布が分離できる。しかし、サンプル点を実際のクラスタ数より多い場合、1つのクラスタから複数の分布を推定し、本来は1つのクラスタであるデータを複数のクラスタに分割する over-split が起こる。

2つのデータ分布の違いは、Kullback-Leibler Information (相対エントロピー; 以下 KLI) によって測ることができる。全てのデータ分布の組に対して KLI を計算し、その値がある閾値 (C_{merge}) 以下となるデータ分布の組を融合し、1つのデータ分布とすることで over-split を解消する。

2.3 データ割り当て

与えられたデータを尤度が最大となるクラスタ候補に振り分ける。

2.4 クラスタ候補の評価

推定されたクラスタはサンプル点の配置に依存する。配置の悪影響を除外するため、Minimum Description Length (MDL)[1] を用いてクラスタ候補を評価する。MDL が小さいモデルほど、与えられたデータとの整合性が高い。そこで、MDL が減少したときクラスタ候補を受理し、クラスタ集合を更新する。

2.5 クラスタ分割

over-split とは逆にサンプル点が少ないときには、推定された分布が2つ以上のクラスタを含むこと (over-merge) がある。over-merge を解消するため、各クラスタからメンバー数 (クラスタに属するデータ数) に応じたサンプル点を選び、クラスタの分割を図る。

Image segmentation using new clustering algorithms with cluster size estimation

Seiichi KON'YA and Kazuhiko KUSHIMA

NTT Information and Communication Systems Labs.

1-1 Hikarino-oka Yokosuka-Shi, Kanagawa 239, Japan

3 実験

3.1 ランダムデータ

ランダムに生成したデータにFCM法と提案法を適用し、比較を行なった。生成したデータは、2次元平面上の 3×3 の格子点を中心とする9個の2次元正規分布で各々100個の点からなる。100回の試行を行なった結果、平均繰り返し数は、FCMが10.9回、提案法が9.6回であった。しかし、FCM法では正しいクラスタ数が分からない場合、異なるクラスタ数での再試行が必要となる。また、分類精度については、FCM法では初期値依存性のため100回中30回誤分類が起こったのに対して、提案法では誤分類は起こらなかった。このように提案法では、クラスタ数を正しく判定できること、異なる初期値で試行を繰り返す必要はないことが分かる。

3.2 画像の領域分割への適用

提案したクラスタリング法を画像の領域分割に適用した例を示す。画像の特徴量としては、RGBとHSIの組み合わせ、隣接したピクセル間の共起情報、wavelet係数などが提案されているが、ここでは簡単にRGBとxy座標値の5次元の特徴量で局所的な領域を作成し、最後にRGB値の類似した領域を融合することにした。テスト画像には、PhotoDISC, The Painted Tableの

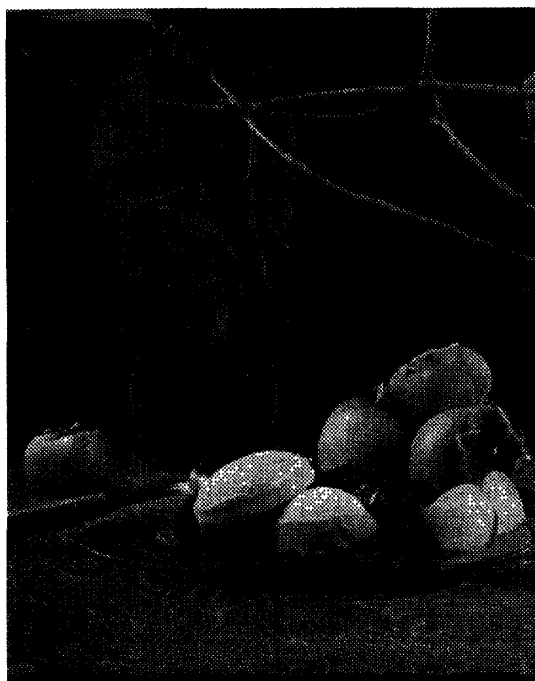


図 1: テスト画像

SS04071(図1)を用いた、領域分割した結果を図2に示す。403 × 514 ピクセル 66944 色の画像が背景、葉、果物、テーブル+枝、の4つのクラスタに分類できた。

4 おわりに

本稿では、初期値依存性がなく、クラスタ数を自動判定する、サンプリングによるクラスタ推定法を提案した。ランダムに生成したデータによる実験から、FCM法と同程度の繰り返し数で終了すること、正しくクラスタ数が判定できることが分かった。また、画像の領域分割への適用でもほぼ満足できる結果が得られた。

提案法には、3つのパラメータ C_{loop} , C_{dist} , C_{merge} があり、これらのパラメータと繰り返し数や分類精度との依存関係を調べる必要がある。また、現在は画像の特徴量としてRGB + xy座標を用いているが、この値はコントラストや画像のサイズによって調整が必要となる。画像データベースにおいてキーとなる物体を抽出できる特徴量の調整が今後の課題である。

参考文献

- [1] J. Rissanen, "A universal prior for integers and estimation by minimum description length," The Ann. Statistics, Vol. 11, No. 2, pp. 416-431, 1983.



図 2: 領域分割後の画像