

K平均法を用いた画像の領域分割に関する一検討

山本 究一† 村上 伸一†

†東京電機大学大学院 工学研究科 〒101-8457 東京都千代田区神田錦町 2-2

E-mail: 02gmc35@ed.cck.dendai.ac.jp

あらまし 画像の領域分割は、対象物を画像から抽出し、認識するための前処理の一つである。

本稿では、領域分割手法として知られているK平均法によるクラスタリング手法を改善した領域分割手法について検討する。具体的にはK平均法とそれによって得られるクラスタの統合を繰り返し適用する手法について検討した。この結果、本手法により再現性のある比較的自然的な領域分割画像が得られることが分かった。

キーワード K平均法, クラスタリング, 領域分割

A Study on Image Segmentation by K-Means Algorithm

† Kyuuich YAMAMOTO and † Shin-ichi MURAKAMI

Graduate School of Engineering, Tokyo Denki University

2-2, Nishiki-cho, Kanda, Chiyoda-ku, Tokyo, 101-8457 Japan

E-mail: 02gmc35@ed.cck.dendai.ac.jp

Abstract Image segmentation is one of pre-processing methods for object extraction and image recognition.

This paper describes an improved K-means algorithm which is a well known method for image segmentation field. In the concrete, a new repetition method composed of K-means process and unification of clusters obtained by K-means algorithm is proposed. With this method, some good segmented images are obtained with good recurrence.

Keyword K-Means Algorithm, Clustering, Image segmentation

1. まえがき

画像の領域分割手法には様々な方法があり、代表的な手法として領域成長法[1]やクラスタリングによる手法[2][3][4]などがある。領域成長法は隣接画素の色情報が類似しているか否かを比較し、領域を拡張していく方法であるが、閾値により領域分割結果が大きく左右され、任意の画像に対して最適な閾値を求めることは困難である。また、クラスタリングによる手法は、画像中の画素をクラスタ（画像領域）にグループ分けをして、物体領域及び特徴を抽出する手法である。クラスタリングも手法により様々なものがある。本稿で用いるK平均アルゴリズムはその代表的な手法の一つであり従来から広く用いられている手法である。

K平均法を用いた手法には、K平均クラスタリングを行った結果に対して幾何的特徴を用いてクラスタを統合する手法[2]や、K平均法のパラメータを変更して適用した複数の画像を重ね合わせて物体本来のエッジを抽出する手法[3]などが提案されている。

K平均法を発展させた手法に、ファジー理論を用いたファジーC-Means法やクラスタの統合分離が行われるISODATA法[4]などが考案されている。それ

らによる画像の領域分割手法もいくつか報告されているが、どの画像に対しても有効である決定的な手法はまだ知られていない。

本稿では、K平均法をベースとした画像の領域分割の一手法を提案する。具体的には、K平均法とクラスタの統合処理を段階分けして用いることにより、K平均法の領域分割数の削減および領域分割結果が初期値に依存する問題を改善する方法を提案する。

2. K平均法

2.1. K平均法の手順

K平均法（K平均アルゴリズム）はクラスタリングの一手法であることはすでに述べた。その概略手順を次に示す。

- (1) 初期のクラスタの中心点を画像上にランダムに配置する。
- (2) 画像の各画素の特徴（画素のR,G,B値と画面上のX,Y座標値など）がどのクラスタの値に近いと比較し、最も特徴の近いクラスタに統合させる。
- (3) 全ての画素の統合が終了したら、クラスタ毎に統合されている画素の色と位置の平均値を求め、そ

の平均値をクラスタの新たな中心点とする。

- (4) (3)において全てのクラスタに対して計算し直した結果、中心点の位置に変化がなければ処理を終了する。そうでなければ、(2)へ戻り、新たな中心点に対して再び全画素の統合処理を行う。

2.2. K平均法の問題点

K平均法には次の2つの問題点が存在する。

- (1) 初期のクラスタ中心点の数及び配置位置の決定問題。
- (2) クラスタが収束するまでの処理速度の問題。

(1)は、K平均法の処理結果に大きく影響する問題である。K平均法ではクラスタの数(分割される領域の数)をあらかじめ決定しておかなければならない。しかし、画像毎に必要なクラスタ数をあらかじめ求めておくことは一般的には困難である。また、クラスタの数が多すぎると処理結果は過分割となり、少ないと必要な領域が欠落し正確に抽出されない場合がある。

図1の原画像にK平均法を適用した処理例を図2に示す。原画像のサイズは220×162ピクセルのサイズである。

図2(a)は初期クラスタ数を200として図1の標準画像の肌色チャートに対して処理を行った結果である。画像が非常に細かい領域に分割されており、このままでは認識に用いることはできない。

図2(b),(c),(d)は初期クラスタ数を5として処理を行った画像である。初期点をランダムに配置する場合、クラスタ数が少ないと領域が正確には抽出できない。図2(b),(c)がその例となる画像であり、図2(b)では女性の頭部と背景が統合され、図2(c)では花と背景が統合されてしまっている。また、複数回同じ画像に対して処理を行った結果、図2(d)のように一見良好な結果と言える領域分割が行えた。しかし、この画像では領域が正確に統合されているが、特徴空間上では手、花、顔の部分が一つのクラスタとして抽出されてしまっている。これは領域分割後のクラスタデータを認識に用いる場合などには望ましくない。

次に(2)に関して、K平均法はクラスタの中心点のデータが収束するまでにループ処理を繰り返すため、処理時間がかかりかかる。図3に初期クラスタ数を200として図1の画像に対してK平均クラスタリングを行った際のクラスタの収束過程を示す。

図3ではループ処理の10回目あたりまでは収束が順調に行われているが、その後は収束の効率が悪くなっている。すなわち、ループ処理1回にかかる計算量は後半になっても変わらないために全体として非常に効率が悪い。

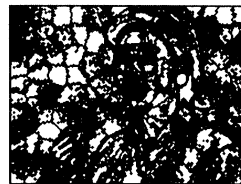
今回、Pentium4 1.7GHz のCPUを搭載したPCでK平均法を行ったが、図3のデータを得た時にはクラ

スタが収束するまでに59.6秒もの時間がかかった。

また、初期点の数は処理速度にも影響し、初期点数が多いほどクラスタが収束するまでの時間がかかる。よって初期点の数とその配置の方法は処理速度の面から見ても重要な問題であると言える。



図1 原画像(肌色)



(a)処理結果1
クラスタ数 200



(b)処理結果2
クラスタ数 5



(c)処理結果3
クラスタ数 5



(d)処理結果4
クラスタ数 5

図2 K平均法処理結果画像

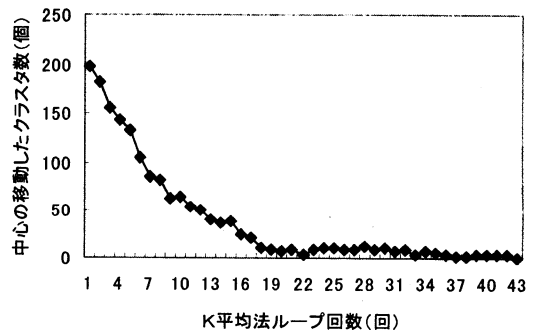


図3 K平均法クラスタ収束例

3. 提案手法

3.1. 概要

本稿ではK平均法の初期点配置問題について次の2つの処理を組み合わせることにより改善を試みる。

- ① 多段式K平均法。
- ② クラスタの統合処理。

今回提案する手法では、上記の2つの方法により、クラスタ数が不変である非階層的クラスタリング手法であるK平均法を、クラスタ数を適宜変更する階層的なクラスタリング手法として処理することが可能となる。

具体的な処理の流れを図4に、またその手順を次に示す。

- (1) 領域分割数に比べてかなり多い初期点を配置する。
 - (2) K平均法を実行する。
 - (3) 適当なクラスタリングが行われた時点でK平均法を打ち切る。
 - (4) 上記で得られた各クラスタに対し、統合が進まなくなるまでクラスタの統合処理を繰り返す。
 - (5) 統合処理の結果として得られたクラスタの中心点をあらたな初期点として(2)に戻る。
 - (6) 統合とK平均法を繰り返してもクラスタ数が減少しなくなった場合に処理を終了する。
- 各処理の詳細については次に説明する。

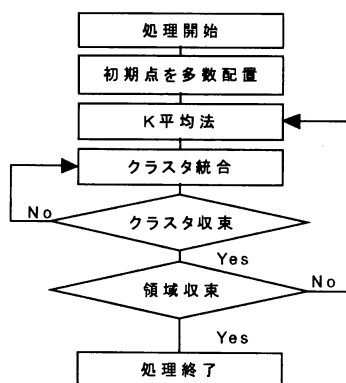


図4 提案手法の手順

3.2. 本手法でのK平均法

今回提案する手法の特徴といえる段階分けをして用いるK平均法について説明する。

本手法では始めに非常に多くの初期点を配置して過分割画像を求め、その後過分割の領域を統合することにより最終的な結果を求める方法をとった。

本手法では初期点の数は、次式で定める。

$$\text{初期点数} = (\text{画像の横幅}) + (\text{画像の縦幅}) \quad \text{①}$$

式①の配置数に関しては、一般的な画像に対しかなり過分割となる。

このクラスタ中心点の初期配置がなされたらK平均法によるクラスタリングを行う。ただし、前述したように(図3)、従来のK平均法は処理が進むにつれてクラスタの中心点の移動量が少なくなり効率が著しく落ち込むので、本手法では各クラスタ位置が完全に収束する前にK平均法を打ち切る。

処理の打ち切りの判定は、中心点が移動したクラス多数が全クラスタ数の $1/k(k=2\sim 3)$ となる時点が目安となる。

K平均法を途中で打ち切るのは、本手法ではK平均法後にクラスタの統合処理を行い、その後再度K平均法を行うので、K平均法による結果はある程度のクラスタリングが行われていれば問題なく統合が行えるためである。

複数段に分けてK平均法を行う理由については次節の統合処理が大きく関わるため、次に統合処理とあわせて説明する。

3.3. 統合処理と多段式K平均法

K平均法後の過分割となっている画像に対してクラスタの統合処理を用いて多数のクラスタを順次減らしていく。

統合処理に重要な点は、どのクラスタ同士を統合させるべきか判断する部分である。

本手法では次の手順で統合を行った。

- (1) 画像を走査し、着目クラスタに隣接するクラスタを抽出する。
- (2) 隣接するクラスタが求めたならば、そのクラスタ群の中で最も色情報の近いものを求める。色情報にはHLS表色系を用い、近似度の比較には次の式を用いた。

$$\text{近似度} = \sqrt{(H-H')^2 + (L-L')^2 + (S-S')^2} \quad \text{②}$$

ここで、Hは色相を表す特徴量とし、L、L'は着目クラスタと、そのクラスタと比較対象となるクラスタの明度、S、S'は同様に彩度をあらわす。

これにより、着目クラスタと統合対象クラスタとの色空間上の距離が求められる。

- (3) (2)で得られたクラスタ間の特徴量の距離を評価し、あらかじめ決められたしきい値以内であれば統合を行うようにした。
- (4) この処理を各クラスタに対して統合が行われなくなるまで実行する。

図5(a),(b)に図1の画像に対してK平均法と統合処理を行った過程の画像を示す。



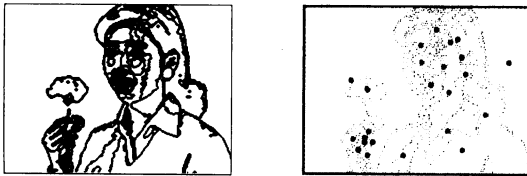
図 5 (a)K 平均法処理画像例 (b)統合処理例

図 5(b)では、図 5(a)の細かな領域が統合され、大きな領域になっていることが確認できる。

次に K 平均法を多段で用いる理由を説明する。

隣接クラスタ同士の統合を続けると、背景の様な特徴量が一樣な領域はクラスタの統合が進むが、手の部分や顔の部分など複雑な形状の領域は光源による陰影の影響などにより統合が進まず、未統合の細かいクラスタが残ってしまう。これは統合処理に設けたしきい値により統合が進まなくなったためである。細かい領域が残ったままであると過分割画像になってしまうため、各クラスタの中心点を新たな初期点として再度 K 平均法を行う。これによりクラスタを再構成することができる。この処理によって細かいクラスタが集中していた部分から余分なクラスタが周囲に拡散する。

図 6(a)は統合が進みクラスタ数が 25 個になり統合が進まなくなった状態を示す。図 6(a)の画像に再度 K 平均を行ったものが図 7(a)である。図 6(b)、図 7(b)は各段階におけるクラスタの中心点の位置を示したものである。



(a)境界線表示 (b)中心点表示

図 6 統合処理収束状態



(a)境界線表示 (b)中心点表示

図 7 再 K 平均法処理後

図 6、図 7 を見比べると顔の部分に位置するクラスタが背景部分に拡散している。この状態に再度クラス

タ統合を行うと統合が進む。このように、K 平均法とクラスタの統合処理を繰り返すことにより、最適なクラスタの数と位置へ絞り込むことができる。

3.4. 小領域統合処理

K 平均法などの特徴空間でクラスタリングを行う手法の多くに見られる問題として、特徴空間では一つのクラスタとしてまとまっても画像上では飛び石状に離れた領域となってしまう問題がある(図 2(d))。その離れた領域はクラスタ形状を比較する際に問題となるため、ある程度小さな領域は周囲の大きな領域に統合することにする。

飛び石状になった領域のサイズは小さいものから大きいものまでが存在するため、一つの処理で一概に解決を図ることは難しい。そのため、今回は各サイズに合わせて統合処理を施した。

3.4.1. 粒状領域統合処理

K 平均法を施した画像にはクラスタ境界に粒状の領域が発生する。この粒状の領域を削除するために多数決フィルタを用いた。

図 8 に多数決フィルタ適用例を示す。図中の番号はクラスタの番号を示している。

5	5	5
5	33	5
5	10	10

図 8 多数決フィルタ例

図 8 の例では 33 番のクラスタに属する画素が周囲のクラスタから孤立しているため、周囲の 8 近傍で多数決をとり一番多い 5 番のクラスタに統合する。これによりノイズのような粒状の領域が削除される。この多数決フィルタについては 5 × 5 サイズのタイプを用いた方法も用いられる。

3.4.2. 小領域統合処理

大きな領域に隣接する小さな領域の統合について考える基礎的な画像処理手法としてラベリング処理があり、それによってクラスタの大きさを整えることができる。すなわち、画像の領域ごとにラベル付けをし、大きな領域はクラスタとし、それに隣接する小さな領域は周囲の大きなクラスタに統合する方法をとった。今回は統合の目安を最大領域サイズの 1% に満たない領域を統合対象とした。

ラベリング処理により統合を行った例を次に示す。



図9 統合前



図10 統合後

図10から分かるように顔の目、口といった部分が周りの領域に統合されている。顔の特徴を得たい場合には問題となるが、画像を少ない情報で表現するために有効な方法であることがわかる。

4. 実験結果

実際に標準画像・肌色チャート(図1)に対して領域分割を行った。

処理の条件として、初期クラスタ数は次式となる。
画像幅(220 pixel)+画像高さ(160 pixel)=382個 ③

また、クラスタの初期点の配置位置はランダムで配置することにした。

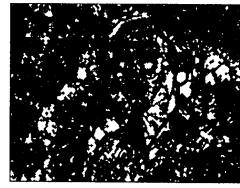
図12(a)~(j)は各段階の領域形状である。

まず、初期点を多数配置しK平均法を行った結果が図12(a)である。非常に細かい過分割画像が得られた。この画像に対して5回統合を行ったものが図12(b)であり、クラスタ数は382個から52個まで減少している。また、図12(b)は統合処理が飽和した状態でもある。次に図12(b)に再度K平均法を行った結果が図12(c)である。顔、花、手の部分にあった余分なクラスタが背景に引き寄せられて拡散している。さらに統合処理を繰り返し行い3段階目のK平均法を行った結果が図12(d)である。全ての処理が収束し得られた画像が図12(e)であり、それに粒状領域統合処理を行ったものを図12(f)、小領域統合処理を行ったものを図12(g),(h),(i),(j)に示す。ここで、図12(h),(i),(j)は小領域統合処理のしきい値のパラメータを変更して最初から処理をやり直した画像である。

図12(g)は最大領域の画素数の1%に満たない大きさの領域を削除したものである。同様に、図12(h)は3%、図12(i)は5%、図12(j)は7%の場合の結果画像である。最大領域の1%未満では若干統合が足りず、7%では反対に手の領域が欠落している。最も良好な画像と言えたものが3%未満の領域を削除したものと言える。

5. 実験結果に対する考察

領域分割画像の評価についてはその分割画像を最終的にどのように用いるかによって異なり、一般的な評価は困難であるが、今回は人間の目で見える程度



(a)最初のK平均法結果
クラスタ数 382



(b)クラスタ収束結果
クラスタ数 49



(c)2段階目K平均法結果
クラスタ数 49



(d)3段階目K平均法結果
クラスタ数 26



(e)領域収束結果
クラスタ数 12



(f)粒状領域統合結果
クラスタ数 12



(g)小領域統合結果
クラスタ数 15



(h)小領域統合結果
クラスタ数 10



(i)小領域統合結果
クラスタ数 9



(j)小領域統合結果
クラスタ数 8

図12 処理経過画像

妥当な領域分割が行えているかどうかという点で評価することにした。

本手法による領域分割画像である図12(f)を見ると、女性の顔、頭部、服、手、花、背景といった部分が欠

落することなく抽出できている。しかし、手の部分などにはまだ過分割の部分が残っている結果となった。

小領域統合に関しては、画像によって適切なしきい値が異なってくるために評価は難しい。最も良好な分割結果を得るためにはパラメータを変更して処理しなおさなければならないため、問題となる。この処理はさらに検討を行う必要がある。

これらの結果から、本手法によりある程度良好な分割結果を得られたと言えるが、統合処理などはさらに検討、改良の余地があると考えられる。

6. まとめ

画像の領域分割手法の一つとして、K平均法の問題点を改善した手法を提案した。本稿で提案した手法の特徴はK平均法を多段階に分けて用いることにより、クラスタを再構成しつつ統合している点にある。この方法には次の特徴があると言える。

- (1) 人の目で見えた場合の領域分割に比較的近い分割画像が得られる。
- (2) 初期点の数、配置を事前に考慮しなくともよい。
- (3) 領域分割結果について再現性のある処理画像を得る事ができる。

7. 今後の展開

本手法の問題点を改善し、さらに一般的な画像に対して処理が行えるように改良をはかる。

今後検討予定としては次の3つが考えられる。

(1) 統合処理の改良。

しきい値を用いずにクラスタ同士の統合を行う方法を考案する。現在は、クラスタ毎の色情報ヒストグラムを用いる方法などについて検討中である。

(2) 小領域の分割処理の改善。

今回用いたラベリング処理による小領域統合処理には現在かなり多くの時間がかかる。この処理のアルゴリズムを見直し、プログラムの最適化を図る。

(3) 処理速度に関する比較検討。

(2)のアルゴリズムの改善後には他の領域分割手法との速度的な比較、検討を行う予定である。その際には高速K-means法[5]などの手法を参考にし、K-means法を途中で打ち切るだけでなく、アルゴリズム自体を高速なものに切り替える。

また、K平均法を用いたクラスタリング手法には多数の研究報告がある。それらの手法との比較検討をさらに行う必要がある。

文 献

- [1] 高木幹雄, 下田陽久, 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 1991.
- [2] 玉木徹, 山村毅, 大西昇, "画像中の物体領域の抽出", 信学技報, PRMU97-216, pp63-70, Jan, 1997
- [3] 境田慎一, 鹿嶋善明, 田中豊, 湯山一郎, "K平均アルゴリズムの初期値依存性を利用した統合処理による画像の領域分割", 信学論(D-II), vol.J81-D-II, no.2, pp.311-322, Feb.1998.
- [4] 高橋圭子, 安部圭一, "ISODATA クラスタリング法を用いたカラー画像の領域分割", 信学論(D-II), vol.J82-D-II, no.4, pp.751-762, Apr.1999.
- [5] 春日秀雄, 山本博章, 岡本 正行, "高速 K-means 法を用いたカラー画像の色量子化", 信学論(D-II), vol.J82-D-II, no.7, pp.1120-1128, Jul.1999.