

K 平均法を用いた動領域分割における初期値依存性の改善

Improvement of Dependence on Initial Conditions on Moving-objects Segmentation using K-means Algorithm

宇城 貴啓[†], 今村 幸祐^{††}, 正会員 橋本 秀雄^{††}

Takahiro Ujo[†], Kousuke Imamura^{††} and Hideo Hashimoto^{††}

あらまし 画像の領域分割などのクラスタリング問題でしばしば用いられる K 平均アルゴリズムは、簡単な原理に基づき有効な結果を与えることが多いが、初期値依存性があるため適切な初期値を与えなければ、クラスタリング結果に大きな影響を与えることがある。本論文では、適切な初期値配置法を検討し、繰り返し処理を行いながら適応的により良いクラスタを形成するクラスタリングアルゴリズムを提案する。提案法を動領域分割手法に適用した結果、初期値による影響が少ないロバストなクラスタリング手法であることが確認できた。

キーワード：動領域分割、アフィン動きモデル、K 平均アルゴリズム、クラスタリング

1. ま え が き

近年、動画像シーケンスから人物や車などのオブジェクトを抽出し、オブジェクト単位に符号化を行うオブジェクトベース符号化に関する研究が進められている¹⁾²⁾。このオブジェクトベース符号化は前処理としてオブジェクトの抽出、いわゆる動領域分割処理を必要とする。動領域分割はミッドレベル符号化の中核技術とされ³⁾、符号化を目的として行われることが多いが、抽出したオブジェクト単位に画像の編集や加工を行う画像処理のアプリケーションにも適用できる利点がある。

動領域分割の具体的な手法として、我々はブロック単位のアフィンパラメータを求めることから始め、K 平均アルゴリズムによるアフィンパラメータのクラスタリング処理をもとにして領域分割を行う方法を提案した⁴⁾⁵⁾。この手法は、輝度やテクスチャなどの情報を用いず、アフィンパラメータによる動き情報のみを用いることを特徴とし、アフィン動きモデルにしたがうとした動領域を比較的正確な形状に沿って抽出できる。しかし、クラスタリングの際に適用する K 平均アルゴリズムは初期値依存性の問題があるため、画像によって初期値を逐一設定する必要があり、適

切なクラスタ初期値を与えなければ、最終的に抽出する動領域の境界形状に大きな影響を与えてしまうことがある。この影響を避けるため、従来はクラスタリング結果が最適となるように分割の対象とする画像に応じてクラスタの初期値を手動で設定することが多かった。

本論文では、適切なクラスタの初期値を配置する方法について検討を行い、初期値に依存しないロバストなクラスタリングアルゴリズムを提案する。このクラスタリング手法は、初期クラスタ数を目標とするオブジェクト数よりも多めに与え、繰り返し処理を行いながら適応的により良いクラスタを形成することを特徴としている。

提案するクラスタリングアルゴリズムを動領域分割に適用し、実画像を用いたシミュレーションを行った結果、初期値によらず良好な分割結果が得られることを確認できた。

2. 動領域分割アルゴリズム⁵⁾

本論文で適用する動領域分割アルゴリズムを図 1 に示す。この動領域分割法は、利用者の意志により分割したい領域数を会話的に設定するようなアプリケーションへの適用を目的としている。そのため、分割するオブジェクト数は手動で設定することとする。

図 1 より、アルゴリズムは大きく分類して 4 つのステップからなる。まず、STEP1 で画像を均等に分割したブロック単位に勾配法を適用して式 (1) で示す $a \sim f$ の 6 つのアフィンパラメータを検出する。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ d & e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c \\ f \end{pmatrix} \quad (1)$$

STEP2 では、K 平均アルゴリズムにより似通ったア

2001 年 3 月 12 日受付, 2001 年 5 月 24 日再受付, 2001 年 6 月 4 日採録

[†] 金沢大学 大学院 自然科学研究科

(〒 920-8667 金沢市小立野 2-40-20, TEL 076-234-4893)

^{††} 金沢大学 工学部

(〒 920-8667 金沢市小立野 2-40-20, TEL 076-234-4893)

[†] Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa University

(2-40-20, Kodatsuno, Kanazawa-shi, 920-8667, Japan)

^{††} Faculty of Engineering, Kanazawa University

(2-40-20, Kodatsuno, Kanazawa-shi, 920-8667, Japan)

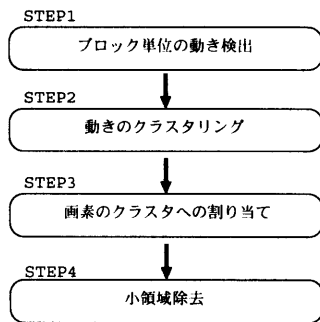


図 1 動領域分割アルゴリズム
Segmentation algorithm.

フィンパラメータを集め、 N 個のブロック単位のクラスタに分類する。提案するクラスタリング手法はこの STEP2 に適用する。

次に、STEP3 ではブロック単位のクラスタから画素単位のクラスタへの割り当てを行う。まず、各クラスタを代表するアフィンパラメータを同じクラスタに属するブロック群のアフィンパラメータから近似する。次に、各クラスタのパラメータをそれぞれ前フレーム画像全体に適用し、 N 枚の予測画像を作成する。そして、予測画像の各画素と対応する現フレーム画像の各画素の画素値の予測誤差をもとに画素単位のクラスタのラベルを割り当てる。ここで、これまでは最小の予測誤差を与える予測画像のラベルを各画素に割り当てていた⁵⁾。しかし、画素値が均一な部分では誤ったラベルの割り当てが行われる可能性がある。そこで本論文では、各予測画像による予測誤差の差が閾値 T_u より小さい画素には予測誤差をもとにしたラベルを割り当てず、unlabel 画素として次の STEP4 での別処理を施す。

STEP3 の結果、各画素はいずれかのクラスタのラベルが割り当てられている画素とどのクラスタにも属さない unlabel 画素が存在している。STEP4 ではまず、unlabel 画素が画素平面上で連結してできる unlabel 領域に対して周辺クラスタと同じラベルを割り当て統合する。ついで、予め定めた閾値 $T_{s,r}$ よりも構成する画素数が少ない領域は、オブジェクトを構成し得ない小領域とみなし、周辺クラスタに統合する。統合方法として、unlabel 領域または小領域を囲むフィルタ窓を考え、フィルタ窓内で最も画素数が多いクラスタのラベルを、その領域へ割り当てる多数決フィルタリングを適用する。フィルタ窓の大きさは統合の目標となる領域により異なるが、小領域より上下左右に 2～3 画素程度大きくしたものをを用いる。また、このフィルタリング処理は画素数の小さい領域から順に行う。以上の処理によりそれぞれ異なるアフィン動きモデルにしたがう動領域を抽出する。

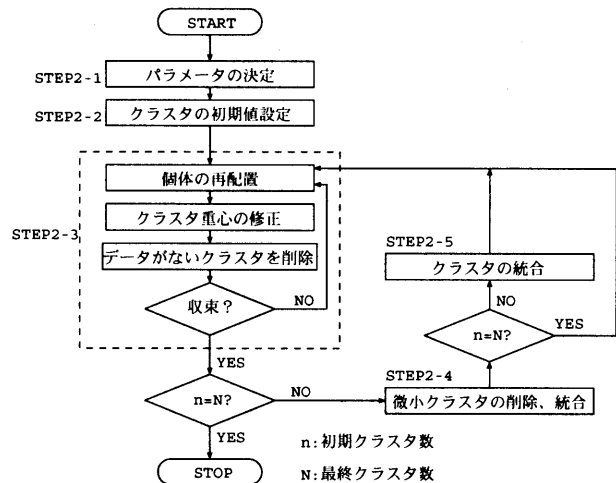


図 2 クラスタリングアルゴリズム
Clustering algorithm.

3. 適応的クラスタリング

3.1 クラスタリングアルゴリズム

従来のクラスタリング手法では、初期クラスタ数を目標とするオブジェクト数と同数とすることにより、初期値によっては分布から外れたデータ (outlier) に独立なクラスタを与えてしまい、正確なクラスタリング結果が得られない場合があった。そこで、図 2 に示すように初期クラスタ数 n を目標とするオブジェクト数 N よりも多めに与え、繰り返し処理を行いながらより良いクラスタを形成していくクラスタリングアルゴリズムを提案する。この手法は 5 つのステップからなり、初期クラスタ数 n が目標とするオブジェクト数 N となったときに終了とする。以下、図 2 に沿って説明する。

(1) パラメータの決定

最終クラスタ数 N 、初期クラスタ数 n 、微小クラスタの判定条件などを決定する。

(2) クラスタの初期値設定

クラスタの初期値を設定する。クラスタリング処理において初期値の配置法は非常に重要であり、本論文では 2 つの配置方法を比較、検討する。この詳細は次節で述べる。

(3) K 平均アルゴリズム

以下の順序でブロック単位のアフィンパラメータのクラスタリングを行う。

- (i) 動きデータごとに各クラスタ中心とのユークリッド距離を求め、距離が最小となるクラスタのラベルをそのデータに割り当てる。
- (ii) 各クラスタ中心をそのクラスタに分類されたデータの重心に移動する。
- (iii) データが存在しないクラスタを削除する。
- (iv) (i)～(iv) をクラスタの中心が収束するまで繰り返す。

(4) 微小クラスタの削除、統合

クラスタリングの結果、各クラスタに属するブロック数が予め定めた閾値 T_{sc} よりも小さいならば、そのクラスタは outlier を含む可能性があるものとみなす。このようなクラスタが最終的に独立なクラスタとして残ってしまうことを避けるため、微小クラスタとして他のクラスタへ統合する、あるいは削除して以後の処理には用いないこととする。

(5) クラスタの統合

このステップでは式 (2) の評価関数 D_{ij} が最小となるクラスタ C_i と C_j を統合し、最終クラスタ数 N に向かってクラスタ数を減らす。前のステップでは、outlier を含む可能性があるクラスタをブロック数により判定し、削除、統合を行った。このステップにおいても C_i, C_j に属するブロック数 num_i, num_j による重み付き評価関数を用いることで、outlier を含むクラスタが最終的に残らないように他のクラスタへ統合する処理を施す。式 (2) において、 k は次元数を表し、ここではアフィンパラメータ数の 6 である。また、各パラメータをその標準偏差 σ^l で割ることにより正規化を行う。

$$D_{ij} = \sum_{l=1}^k \left(\frac{C_i^l - C_j^l}{\sigma^l} \right)^2 \times (num_i + num_j) \quad (2)$$

式 (2) において、 C_i^l はクラスタ番号 i の l 番目のアフィンパラメータを示す。

3.2 初期値配置法

図 2 の STEP2-2 では、初期クラスタ数に応じて初期値を自動的に配置する。このとき、式 (1) のアフィンパラメータのうち平行移動成分の c, f は動きに関して支配的であるため、クラスタリングに最も強く影響を及ぼすと考えられる。そこで処理の簡単化のため、2つの平行移動成分のみを自動で配置し、他の4つのパラメータを含む 2×2 行列は、影響を及ぼさないように単位行列とする。

本論文では、クラスタの初期値を配置する方法として相関配置法と均等配置法の2つを検討する。

(1) 相関配置法

データの平行移動成分間の相関性を利用した配置法である。まず各データにおける水平・垂直の平行移動成分である c と f の特徴空間上の2次元的な分布を求める。それが、正、負の相関または、水平移動量 c 、垂直移動量 f の値がそれぞれ 0 に近い値をとる特徴の4種類のうち、どの特徴が強い分布であるか判定する。図 3 に初期クラスタ数 n を 9 としたときの例を示す。この図のデータは2次元的に見ると正方向の相関性があるため、正の相関に沿った1次元直線上のある範囲を初期クラスタ数に応じて均等に分割し、その値を平行移動成分の初期値とする。

(2) 均等配置法

データの相関性を考慮せず、分布中のある範囲を初期クラスタ数に応じて均等に分割する。初期クラスタ数 n を 9 としたときの例を図 4 に示す。この配置法は、相関性を判定する処理を必要としないため処理が簡単である。

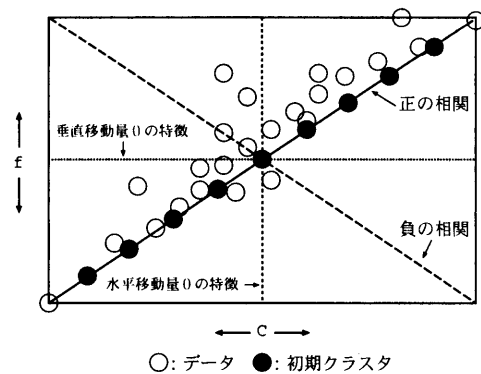


図 3 相関配置法の例
Example of relational initial setting.

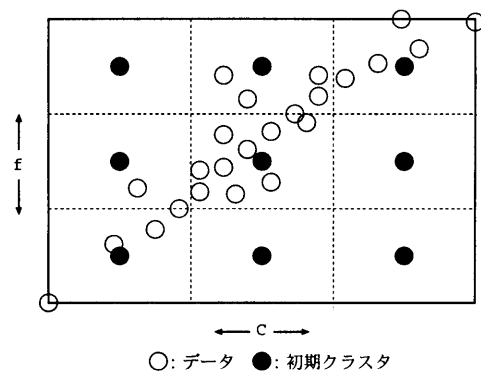


図 4 均等配置法の例
Example of equal-segment initial setting.

いずれの配置法においても分割する範囲によって初期値は大きく異なるため、分割する範囲についても検討する必要がある。処理が最も簡単な方法として、データの最大、最小値を求め、その範囲を均等に分割する方法がある。この場合、データの outlier に独立な初期クラスタを割り当ててしまい、その結果、分割結果に悪影響を及ぼす場合があるのでこの範囲は適切ではない。

ここでは、各平行移動パラメータの平均値 m_c, m_f 、標準偏差 σ_c, σ_f を求め、それぞれ $m_c \pm \sigma_c, m_f \pm \sigma_f$ の範囲を均等に分割し、データが密な部分に初期クラスタを配置する。これより、初期クラスタがデータの outlier に割り当てられることが避けられる。

4. 計算機シミュレーション

提案したクラスタリングアルゴリズムを動領域分割法に適用し、計算機によるシミュレーションを行った。まず、クラスタの初期値配置法について検討する。その後、適切な初期値配置法を用いてテスト画像の動領域分割処理を行い、初期クラスタ数(初期値)を変化させたときの分割結果について考察する。パラメータとして動きベクトルを求めるブロックサイズは 16×16 画素を用いる。また STEP3 画素のクラスタへの割り当てにおける unlabel 画素判定閾値 T_u は 0.01 に設定する。



図5 原画像 (Flower Garden)
Original image(Flower Garden).

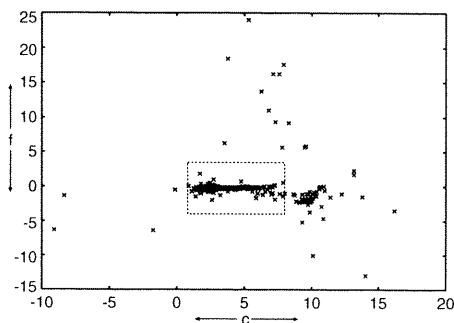


図6 平行移動パラメータの分布
Distribuition of translational movement parameters.

4.1 初期値配置法の選択

テスト画像として Flower Garden(CIF 画像, 352×288 画素)の 28, 30 フレームを用いた。原画像を図5に示す。この画像では、カメラのパニングにより画面上のオブジェクトは全体的に左へ移動する。木の動きが最も大きく、草花の動きは遠近により画面下の大きな動きと画面上の小さな動きに分かれる。家の動きは画面上の草花の動きとほとんど同じである。そこで、これらの動きよりオブジェクト数 N を 3 とする分割を行った。

このフレーム間の動きの平行移動成分の分布を図6に示す。図6の点線で囲んだ範囲は各パラメータの平均値±標準偏差の範囲を表す。いずれの配置法においても、この範囲内で初期値を設定する。また、同図よりこのデータの分布は、垂直移動量 0 の相関性があると言え、相関配置法ではこの相関性を利用して初期クラスタを配置することとする。初期クラスタ数 n を 9 としたとき、2つの配置法によるクラスタ割り当て結果を図7に示す。このとき図1のSTEP2における微小クラスタの判定閾値 T_{sc} は 9 に設定した。図7では動領域分割処理における unlabel 領域や小領域を統合する際の多数決フィルタリング処理による影響を除くために、STEP3の画素のクラスタへの割り当て後の結果を表す。

図7より相関性を利用しない均等配置法においても相関配置法と同等な結果が得られることが確認できた。画面の



(a) 相関配置法



(b) 均等配置法

図7 初期値配置法の比較
Comparison of initial value setting.

空の部分に見られる濃いグレーの部分は画素値が均一なため、ラベルが割り当てられなかった unlabel 画素を表す。ラベル割り当て結果から見ても、木、カメラに近い草花、カメラから遠い草花と家の目標とする3つのクラスタに分類できている。これより、初期値配置法として処理が簡単である均等配置法を用いるのが有利であると言える。

4.2 初期値に対する依存性

次にテスト画像として Mobile and Calendar(352×288 画素)の 45, 50 フレームを用いて、初期クラスタ数を変化させたときの動領域分割結果について考察する。原画像を図8に示す。この画像ではボールが右方向に回転しながら移動し、汽車が左方向、カレンダーが上方向、背景がカメラのパニングにより右方向に移動するのでオブジェクト数 N を 4 と設定した。また初期配置法には、前節で処理が簡単で有利であると判断された均等配置法を用いた。そのときの初期クラスタ数 n はオブジェクト数 N よりも多い $n=9, 16, 25, 36$ の 4 種類を用いた。STEP2における微小クラスタの判定閾値 T_{sc} は 1 に、STEP4における小領域の判定閾値 T_{sr} は 550 に設定した。

図9に各初期クラスタ数における最終的な動領域分割結果を示す。クラスタリングにおいて unlabel 画素と判定された画素の比率は、初期クラスタ数 $n=9$ のとき 22.3%, $n=16$ のとき 22.5%, $n=25$ と $n=36$ のとき 22.9% だった。また、図9より、いずれの初期クラスタ数に対しても



図 8 原画像 (Mobile and Calendar)
Original image (Mobile and Calendar).

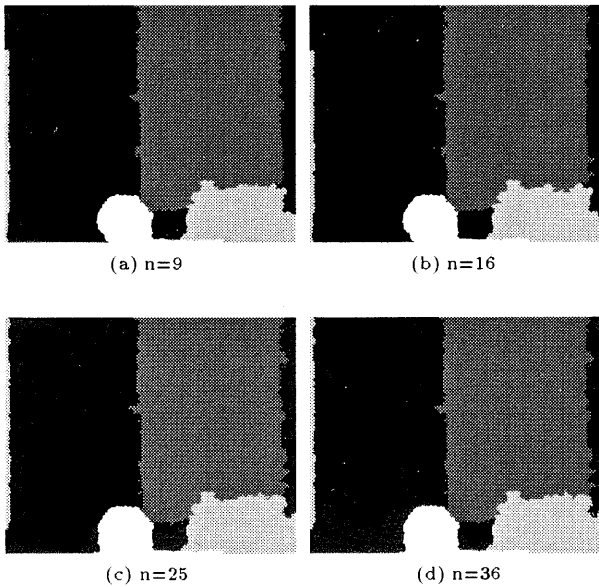


図 9 領域分割結果
Segmentation results.

同等な結果が得られ、ボール、汽車、カレンダー、背景の4つの動領域を被写体の輪郭に対してほぼ正確に抽出することができた。これより、提案するクラスタリング手法を動領域分割手法に適用しても初期値に依存しない分割を行えることが確認できた。

5. むすび

本論文では、初期クラスタ数をオブジェクト数よりも多めに与え、繰り返し処理により適応的により良いクラスタリングを行うクラスタリングアルゴリズムを提案した。提案法における初期値配置方法として相関配置法と均等配置法を検討し、動領域分割手法に提案法を適用したところ、初期値を平均値 ± 標準偏差の範囲に与えることにより、処理が簡単である均等配置法を適用してもデータの相関性を利用した相関配置法と同等な分割結果が得られることがわかった。また、初期クラスタ数を変化させたときの分割結果は、初期クラスタ数によらず安定した良好な結果が得られた。

〔文 献〕

- 1) J. Y. A. Wang, E. H. Adelson : "Representing Moving Images with Layers", IEEE Trans. on Image Processing, **3**, 5, pp.625-638 (Sep.1994).
- 2) G. D. Borshukov, G. Bozdagi, Y. Altunbasak, A. M. Tekalp : "Motion Segmentation by Multistage Affine Classification", IEEE Trans. on Image Processing, **6**, 11, pp.1591-1594 (Nov.1997).
- 3) 齊藤 隆弘, 相澤 清晴 : "ビデオデータ圧縮の新しい展開", テレビ誌, **49**, 4, pp.523-534 (Apr.1995).
- 4) 安藤 剛彦, 塚原 正人, 橋本 秀雄 : "アフィンパラメータを用いたオブジェクトベース動き補償予測", 信学技報, IE98-88 (Nov.1998).
- 5) 宇城 貴啓, 今村 幸祐, 橋本 秀雄 : "アフィン変換を用いた動領域分割とオブジェクトベース動き補償予測", 画電学誌, **29**, 6, pp.833-841 (Nov.2000).



うじょう たかひろ
宇城 貴啓 1999年, 金沢大学工学部電気情報工学科卒業。2001年, 同大学院自然科学研究科修了。同年, (株)NTTドコモ北陸入社。



いまむら こうすけ
今村 幸祐 2000年, 長崎大学大学院博士課程修了。同年より金沢大学工学部, 情報システム工学科助手。画像信号の高性能符号化などの研究に従事。工学博士。



はしもと ひでお
橋本 秀雄 1975年, 大阪大学大学院博士課程修了。同年, 日本電信電話公社(現NTT)入社。電気通信研究所において画像符号化, 画像通信システムの研究実用化に従事。1993年より金沢大学工学部, 情報システム工学科教授。工学博士。