

### 付加データ・ファジィ・クラスタリング法の 画像領域分割への適用

HIROTA, Kaoru / IWAMA, Kazuya / 岩間, 和也 / 廣田, 薫

---

(出版者 / Publisher)

法政大学工学部

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学工学部研究集報 / 法政大学工学部研究集報

(巻 / Volume)

23

(開始ページ / Start Page)

95

(終了ページ / End Page)

104

(発行年 / Year)

1987-03

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00003965>

# 付加データ・ファジィ・クラスタリング法の 画像領域分割への適用

廣 田 薫\*・岩 間 和 也\*\*

## Application of Fuzzy Clustering Method with Additional Data to area division of images

Kaoru HIROTA\* and Kazuya IWAMA\*\*

### Abstract

A modified version of Fuzzy c-Means, called Fuzzy c-Means with Additional Data, is presented. Usefulness of the algorithm is confirmed through a numerical simulation experiment and area division of imagery data. Results of various fuzzy clustering algorithms applied to imagery data are also investigated from a viewpoint of subjective entropy of probabilistic sets.

### § 1. はじめに

現在までに多数のファジィ・クラスタリング・アルゴリズムが提案されており、中でも Bezdek, DunnらのFCM(Fuzzy c-Means)<sup>1),2)</sup>は安定性も良く多く使われている。しかし画像データに適用した場合、孤立したデータに弱いという欠点がある。孤立データに弱いという欠点を改良したものに大橋のFCMの変形がある<sup>3)</sup>。このアルゴリズムは、孤立したデータ全体でクラスタ数(パターン数)は1つであるとみなす手法であるため、孤立したデータのクラスタ数が複数の場合は十分な結果が得られない。一方、W.Pedryczはデータ構造のわかっている一部のデータ群については、あらかじめある程度の結果を与えておくというFCMの変形を提案している<sup>4)</sup>。しかし、このアルゴリズムも画像データという大規模なデータへの適用は困難である。

そこで、FCMに基準パターン(クラスタ)・ベクトルを導入してこの点を改善したアルゴリズムFCM-ADを提案した。最初にHCM, FCMの概要を述べ、次にFCM-ADについて述べる。さらに簡単な数値計算例および航空画像のパターン認識に応用した結果も報告する。

### § 2. HCM(Hard c-Means)

ハード・クラスタリングとしてよく用いられるHCMでは、 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} (x_i \in R^s)$

---

\*電気工学科計測制御専攻

\*\*大学院電気工学専攻

与えられるデータ集合を  $c$  個のクラスに分類するに際し, (2-1) 式の目的関数を用いる。

$$J_w(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} (d_{ij})^2 \quad (2-1)$$

ここで,

$$d_{ij} = d(x_j, v_i) = \|x_j - v_i\| = \left[ \sum_{k=1}^s (x_{jk} - v_{ik})^2 \right]^{1/2} \quad (2-2)$$

$$V = (v_1, v_2, \dots, v_c) \quad v_i \in R^s \quad (2-3)$$

$$U = [u_{ij}] \quad i = 1, \dots, c \quad j = 1, \dots, n \quad (2-4)$$

$$u_{ij} \in \{0, 1\} \quad (2-5)$$

$$1 \leq i \leq c \quad 0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n \quad (2-6)$$

$$1 \leq j \leq n \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (2-7)$$

分割行列  $U$  の要素  $u_{ij}$  は, 0 または 1 の値を取り,  $u_{ij}=1$  の場合  $x_j$  はクラス  $C_i$  に属し,  $u_{ij}=0$  の場合  $x_j$  は  $C_i$  に属さないことを意味する。ベクトル  $v_i$  は, クラス  $C_i$  を代表する中心クラス・ベクトルで  $d_{ij}$  が小さい程,  $x_j$  と  $v_i$  の類似度が大きいと考えられる。そして目的関数  $J_w$  の最小化によって, クラスタリング結果が得られる。

$$\text{Min } \{J_w(U, V)\} \quad (2-8)$$

$J_w$  の最小化のもっとも一般的なアルゴリズムは (hard) c-means あるいは basic ISODATA 法と呼ばれている反復手法である。

アルゴリズム HCM<sup>8)</sup>

① クラス数  $c$  ( $2 \leq c < n$ ) と初期分割行列  $U^{(0)}$  を設定, 反復回数  $L=0$  とする。

② 中心クラス  $v_i^{(L)}$  を計算する。

$$v_i^{(L)} = \sum_{j=1}^n u_{ij}^{(L)} x_j / \sum_{j=1}^n u_{ij}^{(L)} \quad (2-9)$$

③  $U^{(L)}$  を更新する。

$$u_{ij}^{(L+1)} = \begin{cases} 1 & d_{ij}^{(L)} = \min_{1 \leq k \leq c} \{d_{ik}^{(L)}\} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-10)$$

④ 収束判定値を $\varepsilon$ として

$$\max_{i,j} ( | u_{ij}^{(L+1)} - u_{ij}^{(L)} | ) \leq \varepsilon \quad (2-11)$$

なら計算終了。そうでなければ $L=L+1$ として②へ戻る。

### § 3. FCM(Fuzzy c-Means)

ファジィ・クラスタリングは $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} (x_i \in R^s)$ で与えられるデータ集合を $c$ 個のクラスタに分類し、結果を分割行列 $U$ で表す。

$$U = [ u_{ij} ] \quad i = 1, \dots, c \quad j = 1, \dots, n \quad (3-1)$$

$$u_{ij} \in [ 0, 1 ] \quad (3-2)$$

$$1 \leq i \leq c \quad 0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n \quad (3-3)$$

$$1 \leq j \leq n \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (3-4)$$

$u_{ij}$ は、データ $x_j$ が、クラスタ $C_i$ に属する割合(メンバーシップ)を示す。(3-3)式は、各々のクラスタにはかならず正の帰属度が存在することを、また(3-4)式は、各データがそれぞれのクラスタに属する割合の総和が、1に規格化されていることを表す。

よく使われるファジィ・クラスタリング・アルゴリズムとして(3-5)式で与えられる目的関数の局所最小化により $U$ を決定する反復手法が提案されており、FCMと呼ばれている<sup>1),2)</sup>。(またそのプログラムはF-ISODATAと呼ばれている。)

$$J_p(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^p \|x_j - v_i\|^2 \quad (1 \leq p < \infty) \quad (3-5)$$

$$\text{Min} \{ J_p \mid V, U : (3-3) \& (3-4) \} \quad (3-6)$$

$$V = \{ v_1, v_2, \dots, v_c \} \quad v_i \in R_s \quad (3-7)$$

### § 4. FCMの変形アルゴリズムFCM-AD(FCM with Additional Data)

FCMを画像データに適用した場合、類似したパターンのデータ集合の分類がうまくできないという欠点や、孤立したデータ(すなわちデータ数の少ないクラスタ)は他の(データ数の多い)クラスタに含まれてしまうという欠点がある。この点を改善するために(3-5)式に基準パターン・ベクトル $S_i$ を導入して(4-1)式を目的関数とする方法(FCM-AD)を提案する。

$$J_p(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^p \{ (1-g_i) \|x_j - v_i\|^2 + g_i \|x_j - s_i\|^2 \} \quad (1 \leq p < \infty) \quad (4-1)$$

$$g_i \in [0, 1] \quad (4-2)$$

$$\text{ただし, } g_i \in (0, 1] \quad s_i \text{ を与えた場合} \quad (4-3)$$

$$g_i = 0 \quad s_i \text{ を与えない場合} \quad (4-4)$$

あらかじめ分類したいパターン(クラスタ)の代表となりうるいくつかのベクトルを $\{s_i\}$ として与えておく。これは一種のパターンマッチングと考えることができる。本手法はW.Pedryczの手法<sup>4)</sup>と比較して、 $s_i$ を最高でもクラスタ数 $c$ 個だけ与えればよく、与えるデータ数も少なくすむ。

また、 $g_i$ はクラスタ $C_i$ に関するFCMでのクラスタリングと $s_i$ を与えた場合の一種のマッチングによるクラスタリングとの比を表すパラメータである。 $g_i=0$ の場合はFCMと同一であり、 $g_i=1$ の場合は $s_i$ と各データ $x_j$ への距離によるクラスタリングとなる。 $g_i=1/2$ の場合は両クラスタリングの重み付けが等しいクラスタリングである。

(4-1)式の局所最小化を求めるためのアルゴリズムを以下に示す。

アルゴリズムFCM-AD

- ① クラスタ数 $c$ 、基準パターン・ベクトル $\{s_i\}$ 、(ベクトル $g$ )を設定する。初期分割行列 $U^{(0)}$ を与え、反復回数 $L=0$ とする。
- ②  $V_i=1 \sim c$ について

$g_i \neq 1$ のときのみ

$$v_i^{(L)} = \sum_{j=1}^n (u_{ij}^{(L)})^p x_j / \sum_{j=1}^n (u_{ij}^{(L)})^p \quad (4-5)$$

を計算

- ③  $U^{(L)}$ の更新

$$D_{it} = (1-g_i) \|x_t - v_i\|^2 + g_i \|x_t - s_i\|^2 \quad (4-6)$$

$$I_t = \{ i \mid 1 \leq i \leq c; D_{it} = 0 \} \quad (4-7)$$

$V_t=1 \sim n$ について

a.  $I_t \neq \phi$ ならば

$$u_{it}^{(L+1)} = \begin{cases} 1/\#I_t & i \in I_t \\ 0 & i \notin I_t \end{cases} \quad (4-8)$$

b.  $I_i = \phi$  ならば  $\forall i = 1 \sim c$  について

$$u_{it}^{(L+1)} = 1 / \sum_{k=1}^c (D_{it}/D_{kt})^{1/p-1} \quad (4-9)$$

④ 収束判定値を $\varepsilon$ として

$$\max_{i,j} (|u_{ij}^{(L+1)} - u_{ij}^{(L)}|) \leq \varepsilon \quad (4-10)$$

なら計算終了。そうでなければ $L=L+1$ として②へ戻る。

## § 5. 各基準パターン・ベクトル $s_i$ の選択方法

各基準パターン・ベクトル $s_i$ は、データ集合 $X$ 内の孤立したデータ・ベクトルに類似していればいほどクラスタリングしやすくなる。そこでデータ集合 $X$ から孤立したデータ $x_j$ をみつけてそれを $s_i$ として与えることにする。

孤立したデータ $x_j$ は、すべての中心クラス・ベクトル $v_i (i=1 \sim c)$ からのユークリッド距離は大きいはずで、

$$d_j = \sum_{i=1}^c \|x_j - v_i\|^2 \quad (j=1, \dots, n) \quad (5-1)$$

が、大きな値を取ることが予想される。

そこで、データ集合 $X$ をクラスタリングして、すべての $j=1 \sim n$ に対して $d_j$ を計算する。その集合を $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ とし、 $D$ の内から値の大きい $r (< n)$ 個の $d_j$ に対する $x_j$ を新たな集合 $X' = \{x_1, x_2, \dots, x_r\} (x_j \in \mathbb{R}^s)$ とする。すると $X'$ の内に $s_i$ として妥当な $x_j$ が存在するはずである。これらの $X_j$ は集合 $X$ の中では孤立したデータであったが、集合 $X'$ では( $X'$ の要素の個数 $r$ は $n$ に比べて十分に小さいので)、孤立したデータでは無くなっていることが考えられる。ここで $X'$ をさらにクラスタリングすれば、孤立したデータも十分にクラスタリングできる。そこで $X'$ をクラスタリングして、最終的な分割行列 $U$ を用いて $s_i$ を計算する。

① データ集合 $X$ をクラスタリングして、 $v_i$ を求める。

② すべての $x_j (j=1 \sim n)$ に対して(5-1)式を計算し、

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\} \quad (5-2)$$

を求める。

③  $D$ の要素内の値の大きい $r (< n)$ の個の $d_j$ に対する $x_j$ を新たな集合

$$X' = \{x_1, x_2, \dots, x_r\} (\in X) \quad (5-3)$$

とする。

④  $X'$ をさらにクラスタリングして最終的な分割行列 $U$ を用いて

$$s_i = \sum_{j=1}^r u_{ij} \cdot x_j / \sum_{j=1}^r u_{ij} \quad (5-4)$$

を決定する。

## § 6. 2次元データによる数値例

Fig. 6-1の人工的に作成した2次元データに、アルゴリズムHCM, FCM, FCM-ADを適用してクラスタリングした結果をTable 6-1に示す。Fig. 6-1は、データ $x_1 \sim x_7$ までのクラスタ $C_1$ 、データ $x_9 \sim x_{15}$ のクラスタ $C_2$ 、 $C_1$ と $C_2$ の間にある曖昧なデータ $x_8$ 、そして孤立したデータ $x_{16}$ のクラスタ $C_3$ に分けて考えられる。Table 6-1のHCMによる結果では、 $x_3$ もクラスタ $C_3$ に含まれてしまい、また、曖昧な $x_8$ が完全にクラスタ $C_3$ に分類されてしまっている。一方、FCMによる結果では、 $x_8$ には多少の曖昧性がみられるようになったが、 $x_3$ は $C_3$ に対する帰属度が0.96と高い。そこで $r=10$ とし5章で述べた方法により、Table 6-1のように $s_1 \sim s_3$ を計算し、 $g=(0.5 \ 0.5 \ 0.5)$ としてFCM-ADでクラスタリングした。結果として $x_3$ は $C_1$ に分類されるようになりFCMに比べて $x_8$ も曖昧性が高まり、十分にクラスタリング可能となった。またFCMに比べ反復回数も減少している。

FCM-ADの特徴は：

- ① 基準パターン・ベクトルを与えることによって従来のFCMでは十分にクラスタリングできなかった孤立したデータのクラスタリングが行える。

Table 6-1 アルゴリズム HCM, FCM, FCM-ADによる結果  
( $n=16$   $c=3$   $\epsilon=0.001$   $L$ : 反復回数)

| Algorithm           | HCM ( $p=1$ $L=3$ )                                               | FCM ( $p=1.2$ $L=7$ )<br>$g=(0 \ 0 \ 0)$                          | FCM-AD( $p=1.2$ $L=5$ )<br>$g=(.5 \ .5 \ .5)$<br>$s_1=(0.25 \ 1.74)$<br>$s_2=(5.60 \ 1.80)$<br>$s_3=(3.00 \ 5.96)$ |
|---------------------|-------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|                     | $v_1=(1.14 \ 1.71)$<br>$v_2=(5.29 \ 2.00)$<br>$v_3=(1.50 \ 5.00)$ | $v_1=(1.08 \ 1.71)$<br>$v_2=(5.24 \ 2.00)$<br>$v_3=(1.54 \ 5.02)$ | $v_1=(0.81 \ 2.00)$<br>$v_2=(5.12 \ 2.00)$<br>$v_3=(3.00 \ 5.98)$                                                  |
| Data<br>j, position | Membership<br>$u_{1i} \ u_{2i} \ u_{3i}$                          | Membership<br>$u_{1i} \ u_{2i} \ u_{3i}$                          | Membership<br>$u_{1i} \ u_{2i} \ u_{3i}$                                                                           |
| 1 (0,0)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                                                                     |
| 2 (0,2)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                                                                     |
| 3 (0,4)             | 0.00 0.00 1.00                                                    | 0.04 0.00 0.96                                                    | 0.99 0.00 0.01                                                                                                     |
| 4 (1,1)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                                                                     |
| 5 (1,2)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.01                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                                                                     |
| 6 (1,3)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 0.99 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                                                                     |
| 7 (2,2)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                    | 1.00 0.00 0.00                                                                                                     |
| 8 (3,2)             | 1.00 0.00 0.00                                                    | 0.80 0.20 0.00                                                    | 0.38 0.62 0.00                                                                                                     |
| 9 (4,2)             | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                                                                     |
| 10 (5,1)            | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                                                                     |
| 11 (5,2)            | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                                                                     |
| 12 (5,3)            | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                                                                     |
| 13 (6,0)            | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                                                                     |
| 14 (6,2)            | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                                                                     |
| 15 (6,4)            | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 1.00 0.00                                                    | 0.00 0.99 0.01                                                                                                     |
| 16 (3,6)            | 0.00 0.00 1.00                                                    | 0.00 0.00 1.00                                                    | 0.00 0.00 1.00                                                                                                     |

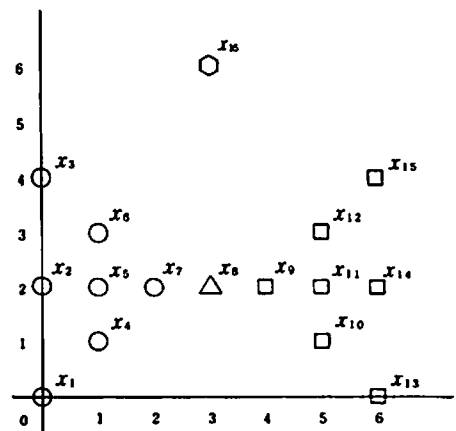


Fig 6-1 2次元データ

- ② 基準パターン・ベクトルへの依存度 $g$ の大きさにより反復回数を減少させることが可能である。
- ③ FCMではどのパターンのクラスタリング結果が、分割行列の何行目にくるかは初期分割行列に左右されるが、FCM-ADでは基準パターン・ベクトルを与えることによりそれをある程度、制御できる。

## § 7. 画像の領域分割とファジィ・クラスタリングへの適用

画像処理装置TOSPIXにより赤(R)、緑(G)、青(B)成分の3画面の合成で与えられるデータ原画像を領域分割して、領域を画像特徴量でベクトル表現し、ファジィ・クラスタリング・アルゴリズムによるテクスチャ解析を行った<sup>6)</sup>。

特徴量としては画面全体の情報を反映する大局的特徴量(濃淡の平均値, 標準偏差), それに一部分のみの情報で決定される局所的特徴量(有界変動量<sup>7)</sup>の $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 方向)を用いた。ただし, 平均値, 標準偏差と有界変動量間での特徴量の正規化をはかるために, 有界変動量は差分回数で割った値を用いた。

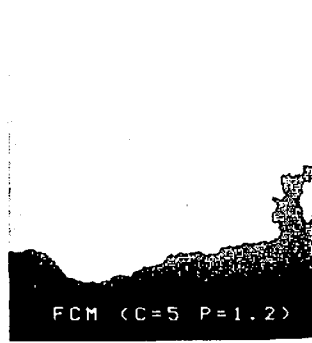
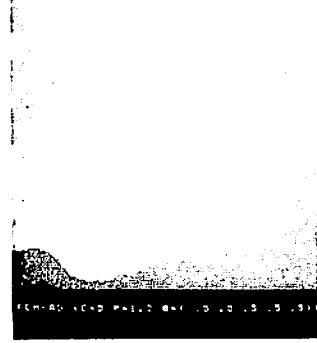
画像の領域分割は次の手順で行った。

- ① カラーデータ原画像の各成分の濃淡ヒストグラムより, 各々2つのしきい値を求める。
- ② その2つのしきい値により各成分ごとに画像を3値化する。このとき, 孤立点が多ければ, 孤立点除去( $5 \times 5$ 中央値フィルタ)を行う。
- ③ 各成分ごとに濃淡値変化部分とその他の部分を区別した2値化線画像を作成する。そしてRGB各成分よりできた2値化線画像を加え合わせる。
- ④ ③の線画像の細線化を行う。
- ⑤ 線で囲まれた領域を1つのデータと考え, 領域ごとにRGB成分より特徴量(濃淡の平均値, 標準偏差, 4方向の有界変動量)を抽出した。

クラスタ数を任意に与え, 以上のようにベクトル表現された各領域が各々のクラスタに属する割合(分割行列 $U$ )をFCM, FCM-AD, TN, TD, TW<sup>8)</sup>のアルゴリズムでパラメータ $p$ を1.2, 1.6, 2.0に設定した計15の手法によって計算した。アルゴリズムTN, TD, TW<sup>8)</sup>はFCMの変形アルゴリズムでクラスタ数, 非類似度(距離), 帰属度のそれぞれにしきい値を用いながら反復する手法である。同時にテクスチャ解析の結果を視覚的に表示するために, 各領域が帰属度最大のクラスタに属するとしてクラスタごとに色分けした。Photo 7-1に原画像, Photo 7-2にFCMによるテクスチャ解析の結果, Photo 7-3にFCM-ADによるテクスチャ解析の結果を示す。ただし, 都合によりカラーをモノクロ表示した。



Photo 7-1 原画像

Photo 7-2 FCMによる処理画像  
(c=5 p=1.2)Photo 7-3 FCM-ADによる処理画像  
(c=5 p=1.2 g=(.5.5.5.5.5))

## § 8. 15通りの分割行列の総合的な評価

ファジィ・クラスタリングの結果を1つのアルゴリズムにたよる事はデータ構造が複雑かつあいまいな場合を考えると問題がある。そこで主観エントロピー<sup>9),10)</sup>により15通りのファジィ・クラスタリング・アルゴリズムによる分割行列を総合して、データ構造を評価する。

k個のアルゴリズムがあるとすればk個の分割行列が得られる。このk個の分割行列から同一パターンに対する結果と思われる行をまとめて $k \times n$ の確率集合Aを求める。評価値がl個あるとし

$$0 \leq a_1 < a_2 < \dots < a_e < \dots < a_l \leq 1 \quad (8-1)$$

とする。各評価値 $a_e$ の出現頻度を $p_e(x)$ とすると確率集合Aのxに関する主観エントロピー $H(x, A)$ は

$$H(x, A) = - \sum_{e=1}^l [ a_e p_e(x) \log_2 a_e p_e(x) + (1 - a_e) p_e(x) \log_2 (1 - a_e) p_e(x) ] \quad (8-2)$$

$$= - \sum_{e=1}^l p_e(x) \log_2 P_e(x) + \sum_{e=1}^l p_e(x) h(a_e) \quad (8-3)$$

$$h(a_e) = - [ a_e \log_2 a_e + (1 - a_e) \log_2 (1 - a_e) ] \quad (8-4)$$

で与えられる事になる。2つの確率集合AとBのxに関する主観エントロピー $H(x, A, B)$ は、

$$H(x, A, B) = - \sum_{e=1}^l \sum_{f=1}^m p(a_e, b_f, x) \log_2 p(a_e, b_f, x) + \sum_{e=1}^l p(a_e, x) h(a_e) + \sum_{f=1}^m p(b_f, x) h(b_f) \quad (8-5)$$

で与えられる。ただし、 $\{a_e\}_{e=1}^l, \{b_f\}_{f=1}^m$ はそれぞれAとBの取る $[0, 1]$ 区間内の値である。

また、確率集合AとBのXに関する相互主観エントロピー $I(x, A, B)$ は

$$I(x, A, B) = H(x, A) + H(x, B) - H(x, A, B) \quad (8-6)$$

で与えられる。全体的には次に示すデータ集合X全体に関する平均値が重要な尺度になる。

確率集合Aに関するXの平均主観エントロピー

$$\bar{H}(X, A) = (1/n) \sum_{j=1}^n H(x_j, A) \quad (8-7)$$

確率集合AとA'に関するXの平均主観エントロピー

$$\bar{H}(X, A, A') = (1/n) \sum_{j=1}^n H(x_j, A, A') \quad (8-8)$$

確率集合AとA'に関するXの平均相互主観エントロピー

$$\bar{I}(X, A, A') = (1/n) \sum_{j=1}^n I(x_j, A, A') \quad (8-9)$$

15通りの分割行列から $c(=5)$ 個の確率集合を求め、式(8-2)～(8-9)で平均主観エントロピー、平均相互主観エントロピーを計算して、Table 8-1, 8-2に示した。

Table 8-1 平均主観エントロピー  
(アルゴリズム数15)

|                   |       |                     |
|-------------------|-------|---------------------|
| $\bar{H}(X, A_1)$ | 0.203 | A <sub>1</sub> : 海  |
| $\bar{H}(X, A_2)$ | 1.975 | A <sub>2</sub> : 山  |
| $\bar{H}(X, A_3)$ | 2.044 | A <sub>3</sub> : 平地 |
| $\bar{H}(X, A_4)$ | 2.219 | A <sub>4</sub> : 谷  |
| $\bar{H}(X, A_5)$ | 1.218 | A <sub>5</sub> : 雲  |

Table 8-2 平均主観エントロピーと平均相互主観  
エントロピー (アルゴリズム数15)

|                                    | $\bar{H}$ | $\bar{I}$ |
|------------------------------------|-----------|-----------|
| X, A <sub>1</sub> , A <sub>2</sub> | 1.294     | 0.884     |
| X, A <sub>1</sub> , A <sub>3</sub> | 1.080     | 1.167     |
| X, A <sub>1</sub> , A <sub>4</sub> | 0.784     | 1.638     |
| X, A <sub>1</sub> , A <sub>5</sub> | 0.686     | 0.736     |
| X, A <sub>2</sub> , A <sub>3</sub> | 0.473     | 3.546     |
| X, A <sub>2</sub> , A <sub>4</sub> | 0.330     | 3.864     |
| X, A <sub>2</sub> , A <sub>5</sub> | 0.460     | 2.734     |
| X, A <sub>3</sub> , A <sub>4</sub> | 0.192     | 4.071     |
| X, A <sub>3</sub> , A <sub>5</sub> | 0.257     | 3.005     |
| X, A <sub>4</sub> , A <sub>5</sub> | 0.210     | 3.228     |

Table 8-1より、A<sub>2</sub>(山)、A<sub>3</sub>(平地)、A<sub>4</sub>(谷)に関する平均主観エントロピー $\bar{H}$ の値は大きいので、不確定度大とわかる。Photo 7-1, 7-2からもわかるように、原画像と処理画像を比較すると、山、平地、谷の部分はうまくクラスタリングされてない。すなわち、山、平地、谷の部分はあいまい性の大きい領域だといえる。また、Table 8-2の平均相互主観エントロピー $\bar{I}$ (X, A<sub>2</sub>, A<sub>3</sub>)、 $\bar{I}$ (X, A<sub>2</sub>, A<sub>4</sub>)、 $\bar{I}$ (X, A<sub>3</sub>, A<sub>4</sub>)の値が大きいことから、この3つのパターンは深い関係を持っていることが裏付けられる。反対にA<sub>1</sub>(海)、A<sub>5</sub>(雲)に関する平均主観エントロピー $\bar{H}$ の値は小さい。このことから、海、雲の部分は、あいまい性の少ない領域であることがわかる。Photo 7-2とPhoto 7-3では雲の部分はほぼ同一にクラスタリングされ、特に海の部分は全く同一にクラスタリングされている。平均主観エントロピー $\bar{I}$ (X, A<sub>1</sub>, A<sub>5</sub>)も $\bar{I}$ の内では最小の値になっている。

## § 9. ま と め

本論文では、基準パターン・ベクトルを利用したFCMの変形アルゴリズムFCM-ADを提案し、そのアルゴリズムにより2次元データへのシミュレーションと画像データのテクスチャ解析への適用結果を報告した。孤立したデータの分類には、従来のFCMよりFCM-ADが、人工的な2次元および画像データともに有効であることが示された。

## 参 考 文 献

- 1) J.C.Dunn : A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and its Use in detecting Compact Well Separated Clusters, J.Cybernetics, Vol. 3, pp32/57, 1974.
- 2) J.C.Bezdek : Pattern Recongnition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, pp43/93, 1981.
- 3) Y.Ohashi : Fuzzy Clustering and Robust Estimation, 第1回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp119/124, 1985.(京都)
- 4) W.Pedrycz : Algorithms of Fuzzy Clustering with Partial Supervision, Pattern Recognition Letters, Vol. 3, pp13/20, 1985.
- 5) R.Duda, P.Hart : Pattern Classification and Scene Analysis, Wiley, New York, 1973.
- 6) 廣田, 岩間 : 領域分割を考慮した画像のF-クラスタリングと評価, 法政大学工学部研究集報第22号, pp95/105, 1986.
- 7) K.Hirota : The Bounded Variation Quantity(B.V.Q.)and its Application to Feature Extractions, Pattern Recognition, Vol. 15, No. 2, pp93/101, 1982.
- 8) S.Z.Selim, M.A.Ismail : Soft Clustering of Multidimensional Data, A Semi-Fuzzy Approach, Pattern Recongnition, Vol. 17, No. 5, pp559/568, 1984.
- 9) K.Hirota : Ambiguity based on the Concept of Subjective Entropy, in Fuzzy Information and Decision Processes(M.M.Gupta, E.Sanchez eds.), North-Holland, Amsterdam, pp29/40 1982.
- 10) K.Hirota, W.Pedrycz : Subjective Entropy of Probabilistic Sets and Fuzzy Cluster Analysis, IEEE Trasactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-16, No. 1, January/February, pp173/179, 1986.