

논문 2006-43SP-5-5

# 변형된 ICM 방식에 의한 영역판별

## (Region Decision Using Modified ICM Method)

황 재 호\*

(JaeHo Hwang)

## 요 약

MRF (Markov random fields)로 전후 관계가 모델링된 변형된 형태의 ICM 방식을 소개한다. 특징 추출을 위해 부합블록인 접의 새로운 MRF 모델을 제시한다. 이 모델은 현재 고려중인 화소를 기점으로 지엽구조인 복수방향의 기하학적 인접화소군들을 발생시켜 집합을 형성한다. 전처리 작업을 통해 산출한 특정 영역 색도분포의 확률적 데이터를 근거로 매 인접화소군 화소들 사이의 색도분포와 인접화소군들 사이의 관련성 여부를 단계별로 확률적으로 비교 판별함으로써 해당화소의 영역귀속을 결정한다. 귀속 영역이 판별된 화소에는 특정 색도를 부여하고 타영역의 원소와 차별한다. 이러한 과정을 전 화소들에 확대 적용하면서 관측영상은 영역별로 순차적으로 분류되며 정보가 추출된다. 대상 영상은 탁본영상으로서 바탕영역과 정보영역을 차별적으로 분류, 색도부여를 통해 문자만의 특징을 선별한다. 이 방식은 종래의 ICM 방식의 단점이었던 과/부족 평활 현상을 최소화하는 동시에, 벡터적 판별력 부가에 의한 특정영역 잡음 제거와 얼룩현상 극소화에 효과가 있음이 실험을 통해 확인할 수 있었다. 또한 MICM 방식을 탁본영상의 문자인식에 적용하면 우수한 효과가 있으리라 기대한다.

## Abstract

In this paper, a new version of the ICM method(MICM, modified ICM) in which the contextual information is modelled by Markov random fields (MRF) is introduced. To extract the feature, a new local MRF model with a fitting block neighbourhood is proposed. This model selects contextual information not only from the relative intensity levels but also from the geometrically directional position of neighbouring cliques. Feature extraction depends on each block's contribution to the local variance. They discriminates it into several regions, for example context and background. Boundaries between these regions are also distinctive. The proposed algorithm performs segmentation using directional block fitting procedure which confines merging to spatially adjacent elements and generates a partition such that pixels in unified cluster have a homogeneous intensity level. From experiment with ink rubbed copy images(Takbon, 拓本), this method is determined to be quite effective for feature identification. In particular, the new algorithm preserves the details of the images well, without over- and under-smoothing problem occurring in general iterated conditional modes (ICM). And also, it may be noted that this method is applicable to the handwriting recognition.

**Keywords :** Region decision, ICM, MRF, Segmentation, Takbon

## I. 서 론

영상으로부터 영역들을 분류하여 특징이나 정보를 추출하는 문제는 영상처리 초기부터 제기되어 온 관건이다. 영상에서 영역들의 고유성이 인접화소들 사이의 벡터적 연속이나 색도의 유사분포 특징을 가지나 입력 전 전처리 과정이나 입력장치 오류 등의 원인에 의해

훼손과 오염이 발생한다. 관측영상(observed image)에는 색도 혼재와 영역간 경계의 불투명이 나타난다. 이러한 영상으로부터 영역을 분할하여 원영상을 복원하는 다양한 기법들이 제시되었다. 그 가운데 대표적인 방법으로 문턱치(threshold) 분할과 확률적 영역 결정론이 있다. 전자는 영상이 복수 영역으로 분할 가능하고 각 영역의 색도분포가 히스토그램 상에서 함수적으로 구분 가능할 때 주로 적용하였던 기법으로서 흑백처리된 문자나 기호의 인식 그리고 바탕처리 등이 이에 해당한다<sup>[1,2]</sup>. 분포함수가 다극화되지 않거나 영역간 색도혼재가 심한 영상에서는 심한 일그러짐이나 영역간 경계부의

\* 정회원, 한밭대학교 전자공학과  
(Dept. of Electronic Engineering, Hanbat National University)  
접수일자: 2006년3월1일, 수정완료일: 2006년8월7일

훼손 및 잡음 혼탁을 일으키기도 한다. 반면에 후자는 현재고려중인 화소와 그 주변화소들과의 확률적 판별로 화소의 영역귀속을 결정한다. 이미 1980년대 중반, 게만(Geman, S.)과 게만(Geman, D.)은 MRF(Markov random field) 모델에 베이즈의 확률 이론을 적용하여 영상을 구성하고 있는 화소들 사이의 확률적 상호 관련성을 근거로 해당화소의 상용군집에의 귀속을 결정하는 알고리즘을 제시하였다<sup>[3]</sup>. 그러나 전화소집단에 대하여 MRF의 조건부 확률을 실제로 극대화하는 것이 어렵기 때문에 1986년 베사주(Besag, J.)는 게만이 사용한 모델에서 화소 전체가 아닌 현재고려중인 화소(current pixel)와 이를 사각구도(四角構圖, rectangular block)로 둘러싸고 있는 인접한 화소들의 확률적 상태로 그 귀속을 결정할 수 있다는 ICM(Iterated conditional modes) 기법으로 알려져 있는 보다 개선된 기법을 소개하고 실험을 통해 그 효과를 입증하였다<sup>[4]</sup>. 이 방식은 제한된 부분 구간의 원소들 집단에 관한 국부적 조건부 확률(local conditional probabilities)을 순차적으로 극대화하는 결정론적인 알고리즘이었다. 그 후 이 ICM 방식은 여러 방면에서 영상을 복원하고 특징을 추출하는 기본적인 아이디어를 제공하여왔다<sup>[5-9]</sup>. 또한 ICM의 단속적 반복(斷續的復復, discrete iteration) 문제를 인접화소집단과의 연속성부여와 기대치 처리로 개선한 오웬(Owen, A.)의 ICE(Iterated conditional expectations) 기법<sup>[10]</sup>이 소개되었으며, 장(Zhang, H. P.)은 ICE에 매 반복시 평가(criterion)를 도입하여 ICM과 ICE 가 갖고 있는 과 또는 부족 평활화(smoothing) 문제를 해결하고자 하였다<sup>[11]</sup>.

이와 같은 ICM 이나 ICE 방식이 실효를 거두기 위해서는 관측영상 속에 원영상 본래의 국부적 확률특성이 보존되어 있어야 한다. 그렇지 않으면 화소의 영역귀속을 상대적 확률에 무리하게 의존함에 따른 지나친 평활 현상이 발생하여 자칫 특징추출에 실패할 수도 있다. 이러한 한계를 베사주도 알고리즘 개발시 염두에 두어 인접화소군(隣接畫素群)의 개수를 증가하는 것으로 해결하려 하였으나, 그가 대안으로 제시하고 있는 이 사각배열의 차수증감만 가지고는 미흡하다. 오히려 영상회복에 실패하거나 지나친 평활로 특징이 붕괴될 우려가 높다. 그 주된 원인은 인접화소들로 형성된 사각 평면에서의 제한된 확률적 근접 특성만에 치중한 점이다. 영상 속에 내재되어 있는 기하학적 내지는 벡터 특성이라는 또 다른 특성은 고려하지 않았다.

따라서 ICM적 접근이 실효를 거두려면 영역이 갖고

있는 확률적 특성뿐만 아니라 화소간의 색도 변화율 및 기하학적 분포와 범위 등이 함께 고려되어야 한다. 만약 이들을 고려한 동일 특성으로의 군집 형성이 베사주가 제시한 조건들을 만족한다면 ICM방식의 한계를 보완한 알고리즘 개발이 가능하다. 본 연구에서는 기하학적 분포 특성이 뚜렷한 영상에 대하여 ICM적 접근을 벡터평면으로 변형하여 기하학적 구도에 부합하면서도 화소집단의 확률적 유사성으로 영역을 차별적으로 식별하는 새로운 알고리즘을 소개한다. 대상 영상은 금석학에서 사용하는 탁본(拓本) 영상이다.

탁본은 본뜨기라는 수작업 과정을 거치면서 문자 획 부분은 색도처리에서 제외되고 그 밖의 부분은 검정색으로 처리된다<sup>[12]</sup>. 전자는 정보영역 그리고 후자는 바탕 영역이다. 원영상은 극단적인 두 영역으로 분할되는 대표적인 이진영상(binary image)이나 실제 탁본 결과는 두 영역 사이의 색도 혼재가 발생하고 전체 영상에 얼룩점과 잡음이 혼합된 것과 같이 나타난다. 비록 시각적으로는 각 영역의 구도(構圖)가 부분적으로 보존되기는 하지만 영상처리를 통해 영역을 판별하기는 쉽지 않다. 왜냐하면 탁본의 결과물 모두가 수작업 처리로 얻어지는 것이기 때문에 간단하게 보이는 잡티들은 실제의 잡음이 아니며 영역 사이의 혼탁 역시 변색에 의한 것이 아니다. 따라서 종래의 윤곽처리나 문턱치처리 및 확률처리 기법을 적용하면 영역 훼손으로 정보추출에 실패할 우려가 높다.

이하 제 II장에서는 탁본영상을 수학적 모델링을 통해 영역판별에 관한 문제를 제기한다. 제 III장에서는 변형된 ICM (MICM, modified ICM) 방식의 알고리즘과 영역판별 능력을 고찰한다. 제 IV장은 제 III장의 이론을 실제 탁본영상에 적용, 실험을 통해 확인하고, 제 V장에 결론을 맺었다.

## II. 문제의 제기

디지털화된 영상데이터 집합  $S$ ,  $(n(S)=n_1 \times n_2, n_1, n_2 > 0, \text{ 정수})$ 의 화소  $p$ ,  $(p \in S, p = 1, 2, \dots, n, n = n_1 \times n_2)$  화소의 색도를  $\gamma = 0, 1, 2, \dots, k_1$ 에 대하여, 평면 분포된 화소들은  $k_1 + 1$ (개)의 색도 가운데 하나의 색도를 갖는 랜덤변수이다. 원영상  $x = \{x_p\}$ 의 랜덤벡터  $X$ , 관측영상  $y = \{y_p\}$ 의 랜덤벡터  $Y$ , 매 화소  $p$ 에서의 색도변화함수  $g(x_p)$ , 잡음  $n_p^1, n_p^2$  및  $\eta_p$ 에 대하여, 오염 및 훼손을 나타내는 일반적인 모델은

식 (1)이나 (2)와 같은 형태를 갖는다.

$$y_p = g(x_p)n_p^1 + n_p^2 \tag{1}$$

$$y_p = x_p + \eta_p \tag{2}$$

반면에 탁본영상에는 이와는 다른 독특한 면이 있다. 석각(石刻)이나 금속(金屬) 또는 목판각(木板刻) 위에서 흑백처리된 탁본에는 원영상의 원형이 없다. 본래의 문양이나 문자 정보가 종이(특히 한지)와 같은 중간 매체를 통해 새로운 형태의 원영상으로 재구성될 뿐이다. 이 일련의 과정에서 가장 두드러진 특징은 영상으로 입력되기 전에 이미 원영상을 정보영역과 바탕영역이라는 두 영역으로 분할하고 있다는 점이다. 즉 탁본 결과물에는 원영상의 정보가 영역별로 처리되어있다. 이 과정을 거치면서 원영상  $x$ 는 식 (3)과 같이 재구성된 원영상  $x_t$ 와 그것의 두 균집으로 나누어진다.

$$x_t = g_1(x) = x_t^b + x_t^w \tag{3}$$

여기서  $x_t^b$ 는 바탕영역,  $x_t^w$ 는 정보영역이다.

정보영역화소들의 집합을  $C_w$ , 바탕영역 화소들의 집합을  $C_b$ 라 할 때, 탁본뜨기를 통해 이진처리 되는  $x_t$ 는  $C_w \cap C_b = \emptyset$ 가 된다. 논리적으로는 "0"과 "1"로 표현되며, gray 색도로는  $Clr(x_t^b) = 0$ ,  $Clr(x_t^w) = 255$ 이다. 그러나 제 I 장 서론에서도 언급한 것처럼, 부식과 파손 및 오염으로 금속물 표면이 거칠 뿐만 아니라 작업 공정의 한계에 의해 관측영상  $y_t$ 는 식 (4)와 같이  $x_t$ 의 색도변화에 훼손인자  $d = \{d_p\}$ 를 곱한 형태가 된다.

$$y_t = g_2(x_t)d \tag{4}$$

이 때  $y_t$ 의 색도는  $k_2$ (개),  $2 \leq k_2 \leq k_1$ 이며,  $C_w \cap C_b \neq \emptyset$ ,  $Clr(x_t^b) \cap Clr(x_t^w) \neq \emptyset$ 이다. 그리고 영상 입력 과정에서 식 (1)이나 (2)의 우변 두 번째 항의 잡음이 합성되기는 하지만 적절한 빛 환경을 갖춘 실험실에서 입력하는 경우<sup>[13]</sup>, 그 영향은 무시할 수 있다.

이에  $x_t$ 의 랜덤벡터  $X_t$ ,  $y_t$ 의 랜덤벡터  $Y_t$ 에 대하여, 식 (4)의 모델을 갖는 영상 벡터  $Y_t$ 로부터 식 (3)의 형태를 구하여  $X_t$ 를 얻어 금속문 원영상  $x$ 에 내재하여 있던 문자나 문양의 특징 정보를 추출하는 두 영역  $C_w$ 과  $C_b$ 를 구획하는 영역판별 문제를 제기한다.

### III. MICM 방식

#### 1. 영역의 기하학적 확률 구조

제 II 장 문제의 제기에서 제시한 영상 모델의 영역 특성을 고찰한다. 서론에서 잠시 언급하였듯이 이제까지 연구되어온 많은 영상회복의 접근 방식들은 원영상의 원형이 관측영상의 전체 또는 인접 화소들 사이에 확률적 유사성을 가진 채 보존되어 있다는 가정에 근거해 있었다. 이 가정은 영역을 판별해야하는 식 (4)의 관측영상의 경우, 화소 p에 대하여 다음의 두 가지로 정리할 수 있다.

$$\text{가정 1: } l(y_t|x_t) \equiv P(Y_t = y_t | X_t = x_t) = \prod_p f(y_{t,p}|x_{t,p}) \tag{5}$$

$$\text{가정 2: } P(X_{t,p} = x_{t,p} | X_{t,s \setminus p}) = P(x_{t,p} | X_{t,np}) \tag{6}$$

여기서 식 (5)의  $f(\cdot)$ 는 기지(既知)의 조건부 밀도함수이고, 첨자  $s \setminus p$ 는 화소 p 주변 전체 화소, np는 화소 p ( $i, j$ )의 인접화소군이다.

가정 1은 관측영상 각 화소의 색도가 원영상에 대하여 조건부 독립임을 의미하고, 가정 2는 원영상  $X_t$ 가 주어진  $P(x_t)$ 와 함께 지역존적(locally dependent)인 MRF(Markov random field)라는 뜻인 동시에, 현재 고려중인 화소의 색도가 오직 인접화소들의 색도에 의해 결정될 수 있음을 말한다. 이는 결국 MAP(Maximum a posteriori)적 접근이라 할 수 있다. 이 때 종래의 ICM에서 인접화소군은 주로  $np = \{(k, l) | (i-k)^2 + (j-l)^2 \leq n\}$ , ( $n=1,2,\dots$ :차수)의 사각구도(四角構圖)를 사용하였다.

이러한 가정들에 근거해서 인접 화소들 사이의 확률적 유사특성을 감안한 타인접 구간과의 차별성을 수학적으로 규정하고 극대화함으로 유사 색도들끼리의 균집형성은 물론이고, 서로 다른 다양한 색도들의 집합이라 하더라도 그 양상의 벡터적 일관성이 있을 때도 하나의 균집으로의 처리할 수 있었다<sup>[14]</sup>. 영상 특성에 따라서는 사각구도가 아닌 변형된 형태의 인접화소군을 제시하기도 하였다<sup>[15]</sup>. 이는 영역 자체의 기하학적 구도와 인접 화소들 사이의 확률적 유사성을 함께 고려함이 보다 효과적일 수 있음에서이다. 그림 1은 본 연구에서 소개하려는 영역 사이 경계부에서의 기하학적 부합(fitting)에 관한 개념도를 보이고 있다.

그림 1에서 (●)은 현재 고려중인 화소이다. 영상은

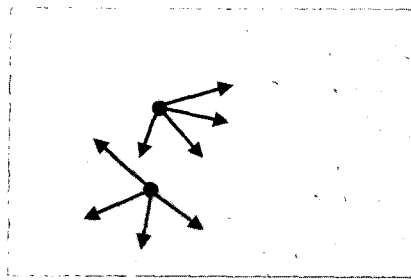


그림 1. 기하학적 부합 개념도  
Fig. 1. The idea of geometric fittings.

두 영역으로 나누어진다. 화소(●)를 기점으로 기하학적 사선을 그을 경우, 동일 영역에서는 동일한 화소집단을 형성하나, 다른 영역에서는 각기 서로 다른 화소집단을 형성하고 있음을 볼 수 있다. 이와 같은 기하학적 부합이 원영상에 내재되어 있던 양 집단의 확률적 분포 차이를 대변하기 위해서는, 식 (3)에서 색도 레벨  $y$  ( $0 \leq y \leq 255$ ) 에 대한 두 영역의 확률밀도함수  $f_b(y): P(x^b)$ ,  $f_w(y): P(x^w)$  에 대하여 다음의 관계를 필요조건으로 한다.

조건 1:  $|y_b - y_w| > \delta_1$  and  $|\mu_b - \mu_w| > \delta_2$

여기서,  $0 \ll \delta_1, \delta_2 < 255$  이고  $y_b$ 와  $y_w$ 는 각각  $\max(f_b)$ ,  $\max(f_w)$ 로 하는  $y$ 이며,  $\mu_b$ 와  $\mu_w$ 는  $\text{mean}(f_b)$  및  $\text{mean}(f_w)$ 를 만족하는 색도이다.

또한 기하학적 구도로 표현 가능한 화소들의 집합을  $G(k,l)$ 라 할 때, 식 (6)의 현재 고려중인 화소  $p(i,j)$ 의 인접화소군은 식 (7)과 같이 변형된다.

$$np = \{(k,l) | (i+k, j+l) \in G(k,l)\} \quad (7)$$

식 (7)의  $G(k,l)$ 는 영상을 구성하는 영역들의 특성에 따라 여러 기하학적 형태를 가지며, 그에 따른 형태별 확률분포를 갖는다. 이 때  $p(i,j)$ 는 상수값  $\zeta_1$  ( $0 < \zeta_1 \leq 1$ )에 대하여, 인접화소군과의 조건부 확률  $p_p(x_{i-p} | X_{i-mp}) \geq \zeta_1$  을 만족케 함으로 영역귀속을 결정한다.

## 2. MICM과 영역판별

### 가. 기하학적 인접화소군

현재 고려중인 화소의 평면상 배열위치  $p(i,j)$ 를 기점으로 기하학적 직선축에서의 화소군(畫素群)  $H_r$ 를 발생시켜 이들로 집합  $G$ 를 구성한다. 그들 사이의 관계는 다음과 같다.

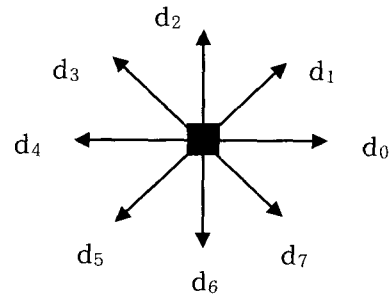


그림 2. 방사형 기하학적 구조,  $c=3$   
Fig. 2. The geometric structure of multi-directions,  $c=3$

- i)  $n(G) = 2^c$ ,  $c \geq 2$ ,  $c$ : 정수
- ii)  $G = \bigcup H_i$ ,  $G \supset H_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, u$ ,  $u = 2^c$
- iii)  $n(H_i) = \lambda$ ,  $\lambda$ : 일정

$n(G)$ 와  $\lambda$ 는 영상의 영역특성에 의해 결정한다. 이 때  $G$ 는 현재 고려중인 화소를 중심으로 기하학적인 방사형 구조를 가지고,  $H_i$ 는 2차 평면에서 벡터적으로,  $i = 1, 2, \dots, v$ ,  $v = u/2$ , 에서  $H_i = -H_{v+i}$ 의 관계가 있다. 베사주의 방식에서는 현재 고려중인 화소를 정사각구도의 인접화소군 중심에 위치시킨데 반해, 이를 방사형 구조의 중앙에 위치시킴은 그 화소를 시발점으로 개별적으로 형성시킨 복수 방향의 벡터들을 구성함으로 영역 사이의 경계부를 판별하기 위함이다. 이 때 기하학적 화소군들  $\{H_i\}$  사이에는  $H_r \cap H_s \neq \emptyset$ ,  $r \neq s$ ,  $r, s = 1, 2, \dots, u$ , 로서 상호 겹치는 화소들이 존재한다.

그림 2는 하나의 예로서,  $c=3$ 일 때  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$  및  $360^\circ$ 의 8방향 방사형 기하학적 형성 구조를 보이고 있다. 그림 중앙의 점(■)은 현재 고려중인 화소이고,  $d_i$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, 7$ )는 벡터 방향을 가리킨다.

발생시킨 화소군의 차수를  $n$ 이라 할 때, 차수 결정에 따라 인접화소들의 기하학적 화소 블록의 수가 결정된다. 인접화소들은 현재 고려중인 화소를 기점으로 직선상에 배열한 화소들을 축으로 대칭구조를 형성한다. 직선축상의 원소의 개수를  $b$ 라 하고, 차수  $n$ 에 대하여  $b = n+2$ (개)로 설정하면,  $H_r$ 의 원소의 개수는 식 (8)과 같다.

$$\lambda = b + \sum_{k=1}^m 2 \times (b - 2k) \quad (8)$$

여기서  $b$ 는 정수,  $b \geq 3$ ,  $b$ 의 원소쌍  $b = (b_1, b_2)$ 에 대하여  $b_1 = 2m + 1$ ,  $b_2 = 2m + 2$  를 만족한다. 그림 3은  $n=1, 2$

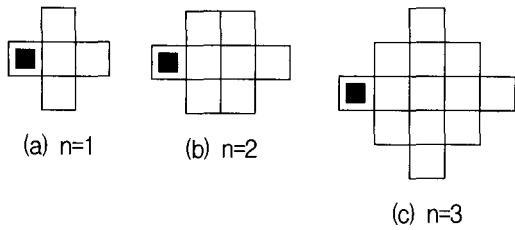


그림 3. 기하학적 화소 블록,  $d_0$  방향  
Fig. 3. The geometric pixels' blocks for  $d_0$ .

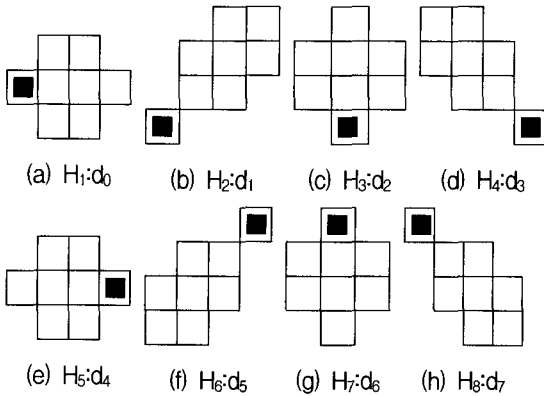


그림 4. 방사형 8 방향 기하학적 구도의 화소군  
Fig. 4. The sets of pixels for 8 directions.

및 3 일 때 벡터  $d_0$  방향에서의 기하학적 화소 블록을 보이고 있다.

동일한 차수  $n$ 에 대하여 각 방향으로 형성된 인접화소군의 원소의 개수  $\lambda$ 를 일정하게 하여 확률적 일관성을 유지하게 한다. 인접화소들은 기하학적 구도를 따라 ICM 방식의 기본 블록을 형성한다. 그림 4는 그림 2의 경우  $n=2, \lambda=8$ 에 대하여 블록을 형성한 것이다. 그림의 점(■)은 현재 고려중인 화소이다.

이와 같은 체계는 현재 고려중인 화소를 중심으로  $u$  (개) 방향으로 기하학적 블록들을 확장하여 각  $H_i$ 에 따른  $\lambda$ (개) 화소들의 확률적 분포 특성을 분석한 다음, 이를 다시 전체  $n(G)=u$  (개)로 확대하여 종합적인 확률분포를 구하고자 함이다. 벡터적 복수 방향으로의 다 단계적 접근은 종래의 ICM 방식에서 결여되었던 영상 내 영역 형성의 균집성향을 추정하는데 유리한 단서를 제공한다. 일차적으로  $\lambda$ (개) 화소들에 관한 확률적 검색이 이루어지고, 방사형 벡터를 발생시켜 이차적으로  $u$ (개) 데이터에 대한 분석이 진행되며, 도합  $\lambda u$ (개)에 관한 확률 특성을 단계별로 검색한다. 이 과정에서 부분적으로 베사주가 제시했던 식 (6)의 장점이 충족될 뿐만 아니라, 전체 영상 화소의 영역 특성이 복수 방향으로 감지됨에 따라 그의 방식이 안고 있었던 지역적

성 한계를 극복하는 이중의 효과가 있다. 즉 영역판별 면에서 지역성(locality)과 전체성(globality)에의 접근이 동시에 가능하다.

이러한 접근의 성패는 파라미터  $\{n, u\}$ 의 적절한 선택에 있다. 차수  $n$ 은 인접화소들과의 확률적 유사성을 판별하는 기초 데이터양을 제공하고, 방사형 패턴 수  $u$ 는 그들 사이의 또 다른 확률적 유사성으로 현재 고려 중인 화소를 이웃하는 주변 화소들과의 방향적 상관관계를 탐색하는 인자로 작용한다. 전자의 크기는 처리하고자 하는 영역 범위에 의존하고, 후자는 영역 형성 경계부에서의 경사도(gradient)들과 밀접한 관련이 있다. 이 두 가지 측면에서 얻은 관측영상에 관한 사전 정보나 분석 결과에 근거하여 그 값을 결정함이 필요하다. 두 값 모두 작으면 계산 시간은 단축되나, 영상처리에 실패할 위험이 있고, 어느 한 값을 강조해도 마찬가지로의 결과를 초래할 수 있다.

나. 영역판별

식 (4)로 표현되는 영상 모델의 관측영상이 제 III 장 1절의 조건 1을 만족할 때, 전처리 작업으로 바탕영역으로 판정되는 임의의 구역에 대한  $f_b(x): P(x^b)$ 를 구하여  $\gamma_b, \mu_b$  및 표준편차  $\sigma_b$ 를 산출한다. 그 후 현재 고려중인화소의 평면상 배열위치  $p(i, j)$ 를 중심기점으로 인접화소군  $H_i$ 를 발생시켜 각각의  $H_i$ 에 대하여 색도 분포에 따른 화소 개수에 관한 확률을 식 (9)와 같이 구한다.

$$P_H = \frac{\sum_{\gamma=l_1}^{l_2} \exp\{\beta N_{np}(\gamma)\}}{\sum_{\gamma=0}^{k_1} \exp\{\beta N_{np}(\gamma)\}} \tag{9}$$

여기서  $N_{np}(x)$ 는 인접화소군에서 색도  $x$ 를 갖는 화소의 개수이고  $\beta$ 는 인접화소들 사이의 관계를 제어하는 인자이다. 식 (9)의 분모는 통상 인접화소군의 총 화소개수  $\lambda$ 와 관련이 있으며, 분자는 색도범위  $l_1 \sim l_2$ 에 의존한다. 본 연구에서는  $f_b(x)$ 가  $\gamma_b$ 를 중심으로 분포하는 경우,  $l_1 = \gamma_b - \beta_1 \sigma_b$  와  $l_2 = \gamma_b + \beta_1 \sigma_b$  로 선정한다.  $P_H$  값은  $0 < P_H \leq 1$  로서  $\beta$ 에 의존하며, 1에 가까울수록 현재 고려중인 화소는 바탕영역에 속할 확률이 높고, 0에 가까울수록 정보영역에 속할 확률이 높다. 색도범위  $l_1 \sim l_2$ 가 상대적으로 너무 크면 두 영역의 중복 정도가 커지고, 반면에 너무 작으면, 영역판

정에 실패할 우려가 있다. 영상 전체의 확률분포함수를 고려하여 범위를 조정해야한다. 그리고 대부분의 탁본 관측영상은  $f_b(x)$ 가  $x_b$ 를 중심으로 분포하나, 그렇지 않고  $\mu_b$ 를 중심으로 분포하는 경우에는 선택 범위를  $\mu_b \pm \beta_1 \sigma_b$ 로 선정할 것을 권장한다.

식 (9)에서 얻은  $H_i$  각각의  $P_{H_i}$ 를 근거로 현재 고려중인 화소  $p$ 를 중심으로 배치시킨 방사형 기하학적 인접화소군들의 집합  $G$ 에 대하여 식 (10)의 판별식에 의해 현재 고려중인 화소의 영역귀속을 결정한다.

$$P(x_t, p = \gamma_j | G, p) = \frac{E_{G, p}(-)}{E_{G, p}(+) + E_{G, p}(-)} \quad (10)$$

이 때  $x_j$ 에서  $j=1$  또는  $2$ 이고  $x_1 \neq x_2$ 로서 각각 논리적으로 "0" 또는 "1"인 양극단의 색도값을 갖는다.  $E_{G, p}(+)$ 는 집합  $G$ 의 원소들 가운데  $P_H > \xi$  ( $0 \leq \xi \leq u$ ,  $\xi$ 는 정수)를 만족하는 원소의 개수이고,  $E_{G, p}(-)$ 는  $P_H \leq \xi$ 에 해당하는 원소의 개수이다.

화소의 영역 귀속은 이상과 같은 2 단계를 거치면서 완성한다. 일 단계에서는 화소를 인접에서 에워싸고 있는 화소군들에 대한 기하학적 방향 분류에 의해 확률적 현재 위치를 추정한다. 다음 단계에서는 추정치들의 상호 관련성을 판별하여 그림 1에서 제시하고 있는 바와 같은 영역에의 부합을 결정한다. 일 단계에서 현재 고려중인 화소의 배열 상 위치를 종래의 ICM 방식과 같이 인접화소군의 중심에 위치시키지 않고 극단에 두며, 또한 2 단계에서 그 지점을 그들의 집합  $G$ 의 중심에 위치케 함은 제 III장 1 절에서 언급한 바와 같이 영역 경계부에 위치하고 있는 화소들의 귀속을 명확히 함으로 궁극적으로는 종래의 ICM 방식의 문제였던 과/부족 평활화(over and under smoothing) 현상을 개선하고 원하는 정보를 영역판별을 통해 추출하고자 함이다.

현재 고려중인 화소를 인접화소군의 극단에 위치케 함의 또 다른 이점은 영상 데이터 끝 모퉁이 부분이나 외곽 가장자리 부분에 속하는 화소들의 처리를 위해 적합한 인접화소군 형태가 집합  $G$ 의 원소 가운데 있다는 점이다. 그림 4의 예에서 볼 수 있듯이, 사각 영상의 경우,  $H_2, H_4, H_6$  및  $H_8$ 은 영상의 사각 네 끝 모퉁을 처리하기에 적합하고,  $H_1, H_3, H_5$  및  $H_7$  등은 최외곽의 네 가장자리를 처리하는데 적합하다. 따라서 방사형 구도가 못 미치는 화소 위치에 대해서는 배열을 발생시키지 못하는 경우를 제외한 나머지 후보들을 적용하여 알

고리즘을 순행시킬 수 있다.

이상의 처리 과정을 단계별로 정리하면 다음과 같다.  
단계 1: 알고리즘을 적용하기에 앞서 전처리 과정으로, 영상 평면  $S$ 에서 배경영역 일부를 샘플데이터로 만들기 위해 배열  $r_s \in R^{r_1 \times r_2}$ 를 임의로 추출하고, 확률 데이터  $p_s = \{\gamma_b, \mu_b, \sigma_b\}$ 를 구한다.

단계 2:  $\beta_1$ 을 선정하여  $p_s$ 와 함께 색도범위  $l_1 \sim l_2$ 를 설정하고, 식 (9)에 의해 현재 고려중인 화소의  $P_{H_i}$ 를 산출하여 집합  $G$ 를 구성한다. 이 과정에서 화소 처리의 시점을 비롯하여 영상 데이터의 끝 모퉁이 부분이나 외곽 가장자리 부분에 속하는 화소들에 대하여 집합  $G$  구성 여부를 아울러 판정한다.

단계 3:  $\xi$ 를 선정하고 식 (10)의 우변을 계산한다.

단계 4: 최종 판정 색도  $x_j$ 를 선정하고 단계 3에서 얻은 결과 값을 식 (10)에 의해 확률적으로 판정하여 영역을 결정하고 그에 해당하는 색도를 부여한다.

이상의 단계를 거치면서 대상 영상은 양극단 색도 처리되어 영역 구분을 통한 특징이 추출된다.

#### IV. 실험 및 결과

제안된 방법의 성능 평가를 위하여 200X187 크기의 256 gray 해상도로 된 그림 5(a)와 같은 JPEG 관측탁본영상을 사용하였다.

비록 혼재된 색도 분포를 갖고 있으나, 획흐름의 진행이 기하학적 영역을 확보하고 있기 때문에, 그 구도 속에 본래 탁본원영상의 유형이 보존되어, 대상 영상은 정보영역과 바탕영역으로 구분되어 있음을 알 수 있다. 즉 직관적으로는 원영상에 잡음이 합성되어 있는 것처럼 보일 수 있으나, 실제로는 두 영역에서 나타나는 크고 작은 얼룩문양들로서 획흐름과 마찬가지로 또다른 형태의 기하학적 무늬일 뿐이다.

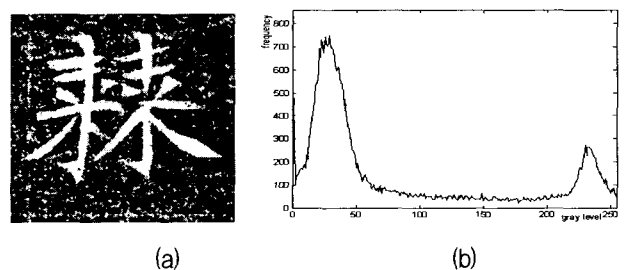


그림 5. 관측탁본영상과 히스토그램

Fig. 5. An observed Takbon image and its histogram.

그림 5(b)는 대상영상의 색도분포 히스토그램을 보이고 있다. 색도분포가 양극단으로 치우쳐 있는 양상을 보이기는 하지만, 그 경계부가 대략 80~220 사이에 널리 분포되어 있어 문턱치 산출에 의한 영역분할을 한다 하더라도 바탕영역의 얼룩무늬는 여전히 남게 된다.

제 III장의 알고리즘을 구현하기 위한 전처리 작업으로 바탕영역의 일부 구간,  $r_s$ ,  $n(r_s)=12,400$ , 을 임의로 추출하여 관련된 확률 데이터  $p_B = \{\gamma_b, \mu_b, \sigma_b\}$  를 구한다. 그림 6은 구획한 바탕영역의 확률밀도함수이고

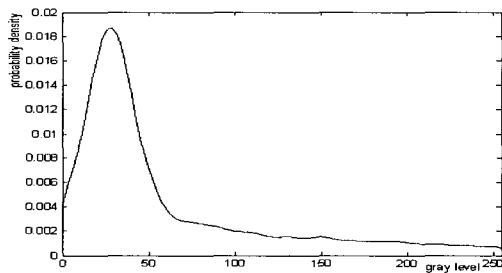


그림 6. 바탕영역의 확률밀도함수  
Fig. 6. The pdf of background region.

$\gamma_b=31, \mu_b=58, \sigma_b=8$  이다. 함수가  $\gamma_b$  를 중심으로 좌우 분포함으로  $l_1, l_2$  는  $\gamma_b \pm \beta_1 \sigma_b$  로 한다.  $\beta=0.4, \beta_1=17$  로 하고 하한치  $\gamma_b - \beta_1 \sigma_b = 0$  으로 한다.

그림 7(a)는 2차 MICM( $n=2, \lambda=8$ )로 알고리즘을 적용하여 얻은 결과 영상이다.

고찰: 그림 7의 (a)는 처리 결과를 논리적으로 판별하였다. 정보영역은 논리 "1", 바탕영역은 논리 "0"으로 전자는 검정색, 후자는 백색으로 처리한다. 바탕영역에서 얼룩이 극심했던 극히 일부분을 제외하고는 정보영역과 차별된 영역판별 효과를 보이고 있다. 그림 (b)는 동일 차수의 ICM 방식으로서 MICM 방식에 비해 영역판별 능력이 떨어지고 바탕영역처리에서 극심한 평활현상을 보이고 있다. 그림 (c)는 문턱치 적용에 의한 영역 분할 방식으로서 정보영역은 백색으로 처리되었으나, 바탕영역과 차별이 어려운 정도로 훼손된 상태 그대로를 보이고 있다. 그림 (d) 는 바탕처리에 미흡하였다.

### V. 결 론

관측영상이 원영상 고유의 기하학적 영역 구조를 보존하고 있는 경우, 진행시켜야할 현재 고려중인 화소의 영역귀속을 온라인으로 판별하는 새로운 알고리즘을 개발하였다. ICM이나 ICE와 같은 종래의 확률적 접근 방식이 영역 고유의 기하학적 문양이나 문자흐름 등을 고려치 않고 단지 진행되는 사각블록 화소들 사이의 상대적 유사성만으로 분류 판별함으로 무리한 평활현상이나 영역훼손이 발생하였음에 비해, MICM 방식은 블록 설정을 다중 기하학적 방향들로 변형함으로 처리하려는 화소의 인접화소들과의 확률적 유사성과 벡터 성향을 동시에 고려할 수 있다. 매 화소마다 단계별로 영역귀속 판별을 논리적으로 처리한다. 이러한 접근은 영역간 극단적 차별을 통한 특징 추출로 정보를 획득해야 하는 영상의 경우 보다 효과가 있었다. 본 연구는 관측탁본 영상을 대상으로 이 방식을 적용하여 그 성능을 실험을 통해 확인하였다. 이와 같은 접근을 통해 탁본영상에 대한 문자인식을 후속연구로 남긴다.

### 참 고 문 헌

[1] Y. Solihin and C. G. Leedham, "Interl ratio: A new class of global thresholding techniques for handwriting images," IEEE Trans. on Pattern

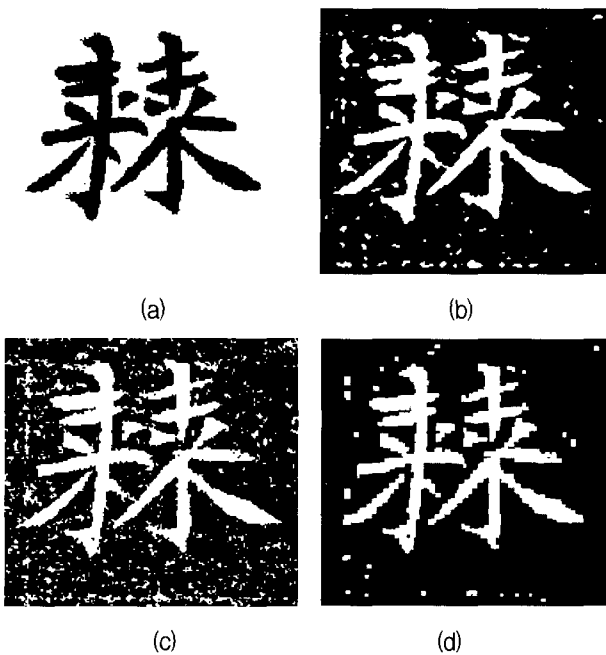


그림 7. 실험 결과들  
(a) MICM 결과 영상,  $n=2, \lambda=8$   
(b) ICM 처리 결과영상,  $n=2$   
(c) 문턱치 처리 결과영상, threshold gray level: 128  
(d) 형태론적 open 처리

Fig. 7. Results.  
(a) MICM method,  $n=2, \lambda=8$   
(b) ICM method,  $n=2$   
(c) Segmentation by threshold, gray level: 128  
(d) Morphology open

- Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, no. 8, pp. 761-768, August 1999.
- [2] Xiaoyi Jiang, D. Mojon, "Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 25, no. 1, pp. 131-137, Jan., 2003.
- [3] S. Geman, and D. Geman, "Stochastic relaxation gibbs distributions and the bayesian restoration of images," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-6, no. 6, pp. 721-740, 1984.
- [4] J. Besag, "On the statistical analysis of dirty pictures," J. R. Statist. Soc., Vol. 48, no. 3, pp. 259-302, 1986.
- [5] J. K. Fwu and P. M. Djuric, "Unsupervised vector image segmentation by a tree structure ICM algorithm," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. 15, no. 6, pp. 871-880, Dec. 1996.
- [6] S. Krishnamachari and R. Chellappa, "Multiresolution Gauss-Markov random field models for texture segmentation," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, no. 2, pp. 251-267, Feb. 1997.
- [7] S. Foucher M. Germain, J. M. Boucher and G. B. Béné, "Multisource classification using ICM and Dempster-Shafer theory," IEEE trans. on Instru. and Measure., Vol. 51, no. 2, pp. 277-281, April 2002.
- [8] F. Destrempe, and M. Mignotte, "A statistical model for contours in images," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 26, no. 5, pp. 626-638, May 2004.
- [9] G. S. R. Fjørtoft and A. H. S. Solberg, "A bayesian approach to classification of multiresolution remote sensing data," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., Vol. 43, no. 3, pp. 539-547, Mar. 2005.
- [10] A. Owen, "Image segmentation via iterated conditional expectations," Technical Report, Department of Statistics, University of Chicago, 1989.
- [11] H. Zhang, "Image restoration: Flexible neighborhood systems and iterated conditional expectations," Statistica Sinica Vol. 3, pp. 117-139, 1993.
- [12] <http://myhome.shinbiro.com/~kbyon/petro/takbon.htm>
- [13] 황재호, "영상신호처리에 의한 금석문 음각문자 판독," 2003 정보및제어학회학술회의논문집, 765-768쪽, 2003년 11월
- [14] M. M. Chang, A. M. Tekalp and M. I. Sezan, "Simultaneous motion estimation and segmentation," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, no. 9, pp. 1326-1333, Sept. 1997.
- [15] J. Park and L. Kurz, "Image enhancement using modified ICM method," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, no. 5, pp. 765-771, May 1996.

---

 저 자 소 개
 

---



## 황재호(정회원)

1982년 2월 아주대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1986년 2월 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)  
 1994년 2월 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)  
 1982년~1992년 전력연구원 부장대리  
 1992년~현재 한밭대학교 전자공학과 교수  
 <주관심분야: 영상신호처리, 비전, DSP, 멀티미디어>