

유연한 선부합 ICM 방식에 의한 탁본영상복원

황재호*

요약

아이징(Ising)모델화 된 이진 탁본영상을 유연한 선부합 ICM(Iterated conditional modes) 방식으로 영상복원하는 새로운 기법을 제시한다. 기본적으로 탁본영상은 획 구성상 정보 영역과 배경 영역의 두 극단으로 나누어져야 한다. 종래의 ICM적 접근이 부분적 사각구도(四角構圖)의 점처리에 근거하였음에 비해 본 연구의 주된 아이디어는 선처리이다. 기하학적 구조를 구하기 위해 현재고려중인 화소의 배열 위치를 중심으로 다수의 선형부합함수들을 발생시킨다. 부합함수들의 경사도와 크기들의 집합에 베이즈적 관별 논리를 적용하여 현재고려중인 화소의 영역을 판단한다. 영역관별 결과는 이진 색도이다. 이 경우 매 단계별 영역귀속 판단은 영역 안과 밖에서의 차별된 추적 양상에 관한 확률적 반복성에 의존한다. 마지막으로 시뮬레이션을 통해 이진 탁본영상에 대하여 본 알고리즘의 효과를 확인하였다.

키워드 : 영상회복, 탁본, 아이징 모델, ICM, 선수합함수, 베이저안 통계적 접근

A Flexible Line-Fitting ICM Approach for Takbon Image Restoration

Hwang, Jae Ho*

ABSTRACT

This paper proposes a new class of image restoration on the Ising modeled binary 'Takbon' image by the flexible line-fitting ICM(Iterated conditional modes) method. Basically 'Takbon' image need be divided into two extreme regions, information and background one due to its stroke combinations. The main idea is the line process, comparing with the conventional ICM approaches which were based on partially rectangular structured point process. For calculating geometrical mechanism, we have defined line-fitting functions at each current pixel array which form the set of linear lines with gradients and lengths. By applying the Bayes' decision to this set, the region of the current pixel is decided as one of the binary levels. In this case, their statistical reiteration for distinct tracking between intra and extra region offers a criterion to decide the attachment at each step. Finally simulations using the binary 'Takbon' image are provided to demonstrate the effectiveness of our new algorithm

Key Words : Image Restoration, Takbon, Ising Model, ICM, Line Fitting Functions, Bayesian Statistical Approach

1. 서론

영상처리의 궁극적인 의도는 영상데이터를 정한 기준에 의해 특성별로 분류, 군집 분할 후, 주어진 속성을 부여하여 원영상(true image)을 복원하거나 또는 설계자가 원하는 형태를 갖도록 함이다. 영상 분할, 분류 및 복원을 위한 대다수의 시도들은 원영상 본래 상태를 사전(事前) 인지하고 있음에 기인한다. 영상 입력시 주변 여건과 환경 또는 입력장치 오류로 인하여 관측영상이 오염되기도 하지만, 대상물에 대한 입력전 전처리 과정의 오류로 원영상 정보가 심하게 훼손되는 경우도 많기 때문에, 사전 상태는 그것이 직관적이든 확률적이든 영상을 복원하고 원하는 특성을 추출하기 위한 단서와 지향하는 바를 제공한다. 여기에는 원영상

본래의 특성이 중요한 인자로 작용하여 관측영상의 유형에 따른 복원이나 특성 추출의 향배가 결정된다. 오염이나 훼손 정도 역시 그러하다. 오염된 관측 영상에 원영상과 오염영상이 합성되어 있는 경우도 있고, 입력 당시부터 훼손된 경우도 있다. 어떠한 경우이든 관측영상 속에는 원영상의 정보가 내재되어 있으며, 이를 오염이나 훼손 상태에서부터 차별적으로 분리 추출하는 것이 관건이다.

이를 위한 확률적 접근이 지난 21년간 시도되었다. 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 상응군집에의 귀속을 결정하는 알고리즘을 제시하였고[1], 베사주(Besag, J.)는 게만이 사용한 모델에서 화소 전체가 아닌 부분 사각구도(四角構圖)에서 해당화소와 인접한 화소들의 확률적 상태로 그 귀속을 결정할 수 있다는 보다 개선된 ICM(Iterated conditional modes) 기법을 소개하

* 정회원 : 한밭대학교 전자공학과 교수
논문접수 : 2005년 12월 30일, 심사완료 : 2006년 10월 9일

었다. 배사주가 제시한 ICM 알고리즘은 그 후 여러 방면에서 영상을 복원하고 특징을 추출하는 기본적인 아이디어를 제공하였다[2-6]. 또한 ICM의 단속적 반복(斷續的의反復, discrete iteration) 문제를 인접화소집단과의 연속성부여와 기대치 처리로 개선한 오웬(Owen, A.)의 ICE(Iterated conditional expectations) 기법[7]이 소개되었으며, 장(Zhang, H. P.)은 ICE에 매 반복시 평가(criterion)를 도입하여 ICM과 ICE가 갖고 있는 과 또는 부족 평활화(smoothing) 문제를 해결하고자 하였다[8].

결국 ICM이나 ICE적 접근에 의한 영상의 영역식별은 관측영상으로부터 영역 구성에 불필요하게 개입된 화소들을 인접화소들과의 연관성을 판단하여 순차적으로 제거해 나감으로 원영상을 복원하려는 것이다. 원영상은 영역 고유의 일관된 특성을 유지하고 있고, 그로인한 타 영역과의 차별성이 높아 인식과 식별이 용이하다. 잡음이나 오염성분과는 다른 패턴 특성을 갖고 있다. 비록 오염이나 훼손되어 관측되었다고 하더라도, 완전히 훼손된 경우가 아니라면 부분적으로 상태가 저하될 뿐 본래의 벡터 특성과 기하학적 구조 내지 통계적 성향은 보존된다고 할 수 있다. 관측영상의 이러한 특성이 확률적 접근을 가능케 한 것이다. 반면에 화소의 영역귀속을 상대적 확률에 무리하게 의존하다보니 영역 자체를 추출하거나 반복시 지속적으로 발생할 수밖에 없는 평활화로 인한 영역의 축소나 확대 심지어 영역간 식별이라는 근본적인 문제해결에는 미흡하였음도 간과할 수 없다. 이는 평면추출한 인접화소와의 근접성 평가에 치중하여 영역 고유의 특성적 접근을 소홀히 한데 그 원인이 있다.

영역은 확률적 특성뿐만 아니라, 화소간의 색도 변화율을 비롯한 기하학적 분포와 범위 등 다양한 특성을 갖고 있다. 그 특성도 영상 형성에 따라 일정하지 않기 때문에 동일 특성으로의 군집이 가능하다면 차별화된 영역식별이 가능하다. 본 연구에서는 기하학적 분포 특성이 뚜렷한 영상에 대하여, ICM적 접근을 마스킹 평면이 아닌 선(線)을 구성하는 화소들의 확률적 특성으로 전환하고 이를 기하학적 구조에 부합시킴으로 영역을 차별적으로 식별하는 새로운 알고리즘을 소개한다. 대상 영상은 금석학에서 사용하는 탁본(拓本) 영상이다.

탁본 영상은 수작업 과정에서 문자획부분이 색도처리에서 제외되기 때문에 시각적으로 정보영역과 바탕영역으로 양분 가능한 대표적인 이진영상이라고 볼 수 있다. 그럼에도 불구하고 문자 인식 연구는 주로 종이 위에 인쇄 또는 필기된 것들에 한정되어 있다. 탁본에서의 문자인식 연구는 거의 전무한 실정이다. 그렇게 될 수밖에 없는 이유는 정보영역 추출에 있다고 하겠다. 종이에 써진 글씨나 문양은 영역별 색도차가 분명하다. 기존의 잡음제거 기법이나 문턱치 산출에 의해 손쉽게 이진영상으로의 변환이 가능하여 배경이 제거된 문자 영역만의 차별적 추출이 가능하다. 문자정보만으로 패턴처리를 하기 때문에 다양한 선형, 비선형 내지는 확률적 기법을 사용하여 문자를 인식한다[12-13]. 한자 필기체의 경우, 현재까지 필기체 초서도 어느 정도까지는 문자를

인식한다[14]. 반면에 영상화 된 탁본은 문자영역 추출이라는 전처리 단계 연구조차 미진한 상태이다. 탁본 작업에서부터 영상입력이라는 일련의 까다로운 과정을 거치면서 탁본영상은 제 2장에서 자세히 언급할 영상 데이터로서의 치명적인 결함을 갖고 있다. 작업속도나 금석판(金石板) 표면의 거친 정도에 따라 다양한 색도분포와 영역 혼재 상태로 추출된다. 바탕부분의 혼탁과 획부분 일그러짐에도 불구하고 육안으로 문자를 인식할 수 있는 것은 그나마 정보영역의 기하학적 구조를 인간의 시각 능력이 판별하기 때문이다. 화소 색도가 세분화되고 글자 획 및 점 영역과 주변이 잡음과 얼룩으로 혼합되어 표출된다. 특히 한자는 여러 점들로 문자를 만들기 때문에 탁본에 나타나는 얼룩과의 차별적 인식이 필요하다. 영상처리 과정에서 문자의 점이나 얼룩 역시 동일한 영역으로 치부되므로 이러한 얼룩들이 잡음과 함께 혼재되어 있는 경우 종래의 윤곽처리나 문턱치처리 또는 확률적 영역분할에는 한계가 있다. 영역에 관한 기하학적 접근이 필요하다.

이와 관측영상에 선택적으로 보존된 구획에 부합하는 기하학적 메카니즘을 순차적으로 전화소군(全畫素群)에 발생시켜 베이지의 확률적 판별에 의해 화소의 귀속을 결정하고 그에 해당하는 색도를 재부여함으로써 문자영역추출을 가능케 하는 알고리즘을 제시하고 그 효과를 살펴보기로 한다.

2. 탁본영상 모델링과 문제의 제기

영상데이터 S 가 2차 평면에서 $n_1 \times n_2$ 의 사각 배열을 형성하고 각 화소를 p ($p \in S, p=1,2,\dots,n, n=n_1 \times n_2$), 화소의 색도를 c ($c=0,1,2,\dots,k_1$)라 할 때, 평면 분포된 화소들은 k_1+1 (개)의 색도 가운데 하나의 색도를 갖는 랜덤변수로 취급한다. 관측영상 $y = \{y_p\}$ 의 랜덤벡터 Y , 원영상 $x = \{x_p\}$ 의 랜덤벡터 X 에 대하여, 영상 입력과정에서 발생하는 매 화소 p 의 색도변화와 잡음 혼합에 의한 오염 및 훼손을 나타내는 일반적인 영상모델은 (식 1)과 같은 형태를 갖는다.

$$y_p = g(x_p)n_p^1 + n_p^2 \quad (1)$$

여기서 $g(x_p)$ 는 매 화소 p 에서의 색도변화함수이고, n_p^1 는 색도변화시 결합되는 잡음, n_p^2 는 변화 후 혼합되는 잡음이다.

(식 1)이 일반식이라 한다면, 영상실현이나 시뮬레이션을 위한 훼손영상으로 원영상과 잡음 η_p 의 합인 (식 2)를 주로 사용한다.

$$y_p = x_p + \eta_p \quad (2)$$

일반훼손영상 모델이 (식 1)이나 (식 2)의 형태를 갖는

것은 나름대로의 다양한 빛환경이나 입력조건 하에서 입력된 대상물의 영상정보를 직접적으로 내포하고 있음이다. 비록 오염되고 훼손되었다 하더라도 관측영상 y 는 원영상의 유형(類型)을 유지하고 있다. 만약 이러한 전제가 성립하지 않으면 영상복원이나 회복은 곤란할 뿐만 아니라 설령 무리하게 알고리즘을 적용한다 하더라도 부분 또는 전체의 영상 손상을 피할 수는 없다.

반면에 탁본영상은 종래의 훼손영상과는 입력 단계부터 차별된다. 탁본의 원영상은 석각(石刻)이나 금속문(金屬文) 또는 목판각(木板刻)으로서, 흑백처리된 탁본에는 원영상의 유형이 없다. 단지 원영상의 문양이나 문자 정보만을 추출 대현(代現)하고 있을 뿐이다. 원영상의 정보는 탁본공정을 거친 후 주로 종이(특히 한지)라는 중간 매체를 통해 재구성된다. 이와 같이 일차적인 전처리 단계를 거쳐 얻어지는 대상물은 영상으로 입력되기 전에 이미 원영상을 정보영역과 바탕영역이라는 두 영역으로 분할한 형태를 유지한다. 즉 탁본뜨기 과정으로 얻어지는 대상물에는 원영상의 정보가 영역별로 처리되어있다. 원영상 x 는 이 과정을 거치면서 (식 3)과 같이 두 군집으로 구획처리된다.

$$x_t = x_t^b + x_t^w ; g_1(x) \quad (3)$$

여기서 x_t 는 영상입력되기 전의 탁본원영상, x_t^b 는 바탕영역, x_t^w 는 정보영역이다.

전처리 결과가 영역간 흑백처리 되었으므로 정보영역화소들의 집합을 C_w , 바탕영역 화소들의 집합을 C_b 라 할 때, 탁본원영상은 $C_w \cap C_b = \emptyset$ 가 성립하여 두 영역의 경계가 분명하고, 각각을 회색조($Ar(\cdot)$)로 나타내었을 때 $Ar(x_t^b) = 0$, $Ar(x_t^w) = 255$ 라는 두 가지 색도 격차를 만족하는 이진영상이다.

그러나 부식과 파손 및 오염으로 금속물 표면이 거칠고 또한 탁본뜨기 작업과정에서 부득이 발생할 수밖에 없는 한계에 의해 실제 관측되는 탁본영상 y_t 는 (식 4)와 같이 매 화소에 대하여 탁본원영상 x_t 의 색도변화에 훼손인자 $d = \{d_p\}$ 를 곱한 형태가 된다.

$$y_t = g_2(x_t)d \quad (4)$$

이 과정에서 (식 1)의 우변 두 번째 항에 보이는 것과 같은 잡음 n_t 가 혼합되기는 하지만 적절한 빛 환경을 갖춘 실험실에서 영상입력하는 경우[9], $n_t \approx 0$ 으로 무시할 수 있다. 문제는 탁본 과정에 발생하는 두 영역의 부분적인 파괴에 기인한 크고 작은 미세한 얼룩점들과 구조적 잡음이다. 결국 (식 4)의 y_t 는 색도 k_1 (개) ($k_1 \geq 2$)를 갖게 되고 $C_w \cap C_b \neq \emptyset$, $Ar(x_t^b) \cap Ar(x_t^w) \neq \emptyset$ 인 영상이 된다.

x_t 의 랜덤벡터 X_t , 관측탁본영상 y_t 의 랜덤벡터 Y_t 에

대하여, 탁본영상복원은 결국 (식 4)로 모델링된 영상 벡터 Y_t 로부터 (식 3)의 형태를 구하여 X_t 를 얻고, 두 영역 C_w 과 C_b 를 구획함으로 금속문 원영상 x 에 내재하여 있던 문자나 문양의 특징 정보를 추출하는 것이다.

3. 영상복원

3.1 탁본영상의 기하학적 확률 구조

관측영상 Y_t 로부터 복원시킬 영상 X_t 를 구하는 문제는 일차적으로 원영상의 특징 파악에서 비롯된다. 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 탁본영상인 경우 구체적으로 화소 p 에 대하여 다음의 두 가지로 정리할 수 있다.

[가정 1]

$$l(y_t|x_t) \equiv P(Y_t=y_t|X_t=x_t) = \prod_p f(y_{t,p}|x_{t,p}) \quad (5)$$

[가정 2]

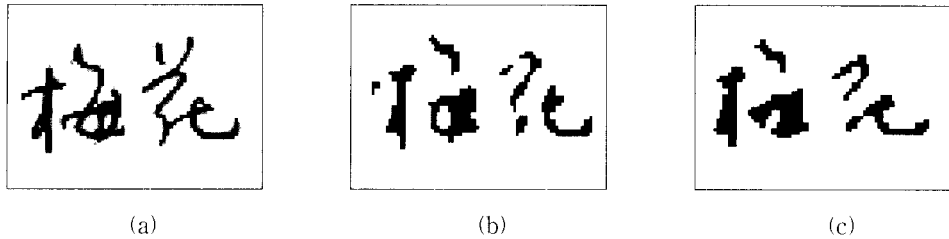
$$P(X_{t,p}=x_{t,p}|X_{t-s \setminus p}) = p_p(x_{t,p}|X_{t,m_p}) \quad (6)$$

여기서 (식 5)의 $f(\cdot)$ 는 기지(既知)의 조건부 밀도함수이고, 첨자 $s \setminus p$ 는 화소 p 주변 전체 화소, m_p 는 화소 $p=(i,j)$ 의 인접화소군으로 (식 7)의 사각 형태를 갖는다. 이 때 $n=1,2,\dots$ 로서 차수이다.

$$np = \{(k,l) | (i-k)^2 + (j-l)^2 \leq n\} \quad (7)$$

가정 1은 관측영상 색도가 각 화소에서 원영상에 대하여 조건부 독립이라는 의미를 담고 있고 가정 2는 원영상 X_t 가 주어진 $p(x_t)$ 와 함께 지역존적(locally dependent)인 MRF라는 뜻인 동시에 해당 진행 화소의 색도가 오직 인접 화소들의 색도에 의해 결정될 수 있음을 말한다. 이는 결국 MAP(Maximum a posteriori)적 접근이라 할 수 있다.

그리하여 이러한 가정들에 의해 인접 화소들 사이의 확률적 유사특성을 감안한 타인접 구간과의 차별성을 수학적으로 규정하고 극대화함으로 구획 사이의 경계를 명확히 재설정할 수 있을 뿐만 아니라 구획 분할에 의한 패턴인식과 특징 추출도 가능하다. 또한 유사 색도들끼리의 군집형성은 물론이고 서로 다른 다양한 색도들의 집합이라 하더라도 그 양상의 벡터적 일관성이 있을 때 하나의 군집으로의 처리할 수 있었다[10,11]. 그러나 이러한 접근은 이미 형성된 군집을 차별적으로 제거하거나 관측영상에 내재되어 있는 원영상의 기하학적 구조를 보존하는 데는 미흡하다. 군집처리에서 발생할 수밖에 없는 영역간 경계의 부분적 붕괴를 동반한다. 심한 경우 문자 획 진행 자체를 파괴할 수 있다. 다음 (그림 1)은 종래의 ICM 방식으로 군집처리할 예를 보이



(a) (b) (c)
 (그림 1) 군집처리에 획 붕괴 (예). (a) 원영상, (b) ICM 방식(2차), (c) ICM 방식(3차)
 (Fig 1) Stroke collapse by clustering(test samples)

고 있다. 확률처리의 범위를 증가할수록 획 영역의 붕괴가 더욱 심하게 진행하고 있음을 알 수 있다.

그런데 경우에 따라서는 영상 형성 과정에 의해 (식 7)과 같은 사각구도(四角構圖) 집합 np를 구성하는 화소들 사이의 확률적 유사성만이 아닌 영역 고유의 기하학적 구도 자체에서 영역간 분할과 식별이 보다 가능할 수도 있다. 탁본 영상이 그 대표적인 예이다. 즉 (식 6)에서 현재고려중인 화소(current pixel) (i, j) 의 인접화소군이 기하학적 구도로 표현 가능한 화소들의 집합 $G(k, l)$ 에 대하여 $np = \{(k, l) | (i+k, j+l) \in G(k, l)\}$ 라 할 때 (식 6)은 각 영역이 갖는 형태별 확률로 변형된다. 영역들은 고유의 기하학적 확률분포로 대별된다. (식 4)의 모델로 데이터화된 관측탁본영상에는 (식 3)이 내포하고 있는 영역분할 구도가 내재되어 있으므로 이 구도는 기하학적으로 일관된 흐름의 문자 획을 형성하거나 문양의 형태를 갖춘다.

[조건 1]

$$P_p(x_{t,p} | X_{t,np}) \geq \zeta_1, \text{ for } \forall G(\cdot) \quad (8)$$

여기서 ζ_1 은 $0 < \zeta_1 \leq 1$ 인 상수이며 그에 따른 화소의 영역귀속은 논리적으로 0과 1로 이진처리되어 바탕영역과 정보영역의 하나로 결정된다.

탁본뜨기 과정에서 부득이 발생할 수밖에 없는 (식 4)의 색도변화 $g_2(\cdot)$ 에 의해 두 영역간 색도공유부분이 존재하여 $Clr(x_i^b) \cap Clr(x_i^w) \neq \emptyset$ 이 될 뿐만 아니라, 훼손인자 $\{d_p\}$ 가 결합되어 영역의 경계가 부분적으로 파괴되고 잡음이 혼합된 것처럼 변하여 획흐름의 명확도가 떨어져 $C_w \cap C_b \neq \emptyset$ 이 되지만 관측영상 y_t 가 조건 1을 만족하면, 탁본 원영상의 색도가 각 화소별로 영역에 대하여 확률적으로 보존되는 동시에 기하학적 구도의 원형을 잃지 않는다. 이와 같은 이유에 의해 수작업에 따른 여러 번거로움에도 불구하고 탁본은 가장 확실한 금석문 판독 수단으로 수천년간 한국을 비롯한 중국 등 여러 나라에서 변함없이 사용될 수 있었다.

3.2 유연한 선부합 ICM 방식

3.3.1 아이징모델(Ising model) 구현

영역별 이진색도 처리되는 (식 3)의 탁본원영상으로 복원

하기 위해 일차적으로 (식 4)의 관측영상을 처리하여 본래의 이진색도 형태를 취하게 할 필요가 있다. 앞 절에서 고찰 한 바와 같이 조건 1을 만족하는 경우 영상 y_t 의 색도분포가 영역대비 양극단으로 분포되어 구도적 영역을 보존하기 때문에 색도 분할을 위한 문턱치(threshold value) ρ 의 산출이 용이하다. 색도 ρ 를 기준으로 $Clr(y_t)$ 를 매 화소 p에 대하여 (식 9)와 (식 10) 같이 회색조 0과 255로 이진처리한다.

$$Clr(y_{t,p}) = 0, \quad \text{if } Clr(y_{t,p}) < \rho \quad (9)$$

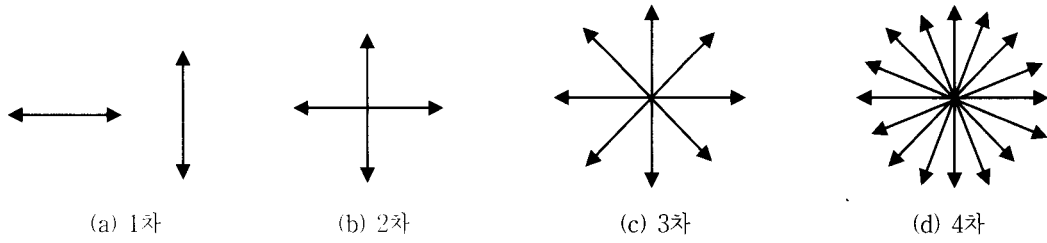
$$Clr(y_{t,p}) = 255, \quad \text{if } Clr(y_{t,p}) \geq \rho \quad (10)$$

(식 9)와 (식 10)으로 처리된 영상을 y_b , 랜덤벡터를 Y_b 라 할 때, y_b 는 아이징모델(Ising model)[10]이 된다. y_b 는 논리적으로 0(회색조 0)과 1(회색조 255)이라는 두 개의 색도를 취하나 y_t 가 갖고 있는 $C_w \cap C_b \neq \emptyset$, $Clr(x_i^b) \cap Clr(x_i^w) \neq \emptyset$ 특성은 그대로 유지하고 있다.

3.3.2 선부합함수(線附合函數) 발생과 확률적 판별

현재고려중인화소의 평면상 배열위치 (i, j) 를 중심기점으로 방사형태로 발생시킨 일차함수와 교차하는 화소들의 행렬상 배열 위치들의 집합을 H 라 할 때 발생하는 u(개)의 일차함수들에 대해 $L = \{H_1, H_2, \dots, H_u\}$, $n(L) = u$, 인 화소군(畫素群)이 만들어진다. 이를 선부합함수(line-fitting function)라 칭하고 진행화소를 중심한 대칭방사 선분들의 개수를 방사형태차수 $m(m=1, 2, \dots)$ 이라 명명한다. 이 때 L은 영역의 기하학적 구도 판별을 결정하는 (식 8)의 $G(\cdot)$ 의 한 형태이다. 집합 L의 원소 개수 u는 m에 의해 결정되고, $d = n(H)$ 의 d는 u(개)의 모든 H에서 유연(柔軟)하다. d는 추출하고자 하는 영상영역의 유형에 따라 설계자가 정하므로 반드시 일정하지는 않다. 그리고 차수 m의 결정은 영상영역의 기하학적 특성에 의존한다. (그림 2)는 $m=1 \sim 4$ 차의 경우에 방사형 선부합함수들의 형태를 보이고 있다.

(그림 2)에서 보는 바와 같이 직선들이 중심기점을 중심으로 양방향으로 분포함으로 차수 m인 경우, 선부합함수들의 개수 $n(L_m) = m^2$ 이다. 현재고려중인화소의 배열 위치



(그림 2) 방사형 선부합함수들
(Fig. 2) A radiational line-fittings

(i, j)에서 L_m 을 정리하면 다음과 같다.

- $L_1 = \{(k, l) \mid |i - k| \leq d_{i1} \text{ 또는 } |j - l| \leq d_{j1}\}$
- $L_2 = \{(k, l) \mid |i - k| \leq d_{i2} \cdot |j - l| \leq d_{j2}\}$
- $L_3 = \{(k, l) \mid L_2, (i - k)^2 + (j - l)^2 \leq d_{ij3}\}$
- $L_4 = \{(k, l) \mid L_3, [i - (\sqrt{2} + 1)k]^2 + [j - (\sqrt{2} - 1)l]^2 \leq d_{ij4}\}$
-
-

여기서 k, l 은 정수이고, $0 < d_{i1}, d_{j1}, \dots, d_{ij3}, \dots \leq \delta$, $\delta \ll \min(n_1, n_2)$ 이다.

집합 $\{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ 의 의미하는 바는 진행화소의 인접 화소군의 정보가 그 화소를 중심으로 방사형 구조를 갖는 직선들로 정해진다는 점이다. 이진영상 y_b 의 임의의 진행화소 (i, j) 에서의 $H_v \in L$, $(1 \leq v \leq u, d_v = u(H_v))$ 인 H_v 를 구성하는 화소들의 색도분포율을 (식 11)과 같이 설정한다.

$$\alpha_v = \frac{w_v}{b_v + w_v} \tag{11}$$

여기서 b_v 와 w_v 는 각각 논리적으로 색도 0과 1인 화소의 개수이다.

L 을 구성하는 모든 화소들의 랜덤벡터를 X_L 이라 할 때 (식 11)을 집합 L 의 모든 원소들에서 산출하여 $\alpha_v \geq \zeta_2$ (ζ_2 는 상수, $0 < \zeta_2 \leq 1$)에 관한 진행화소 p 에서의 $x_{t,p} = 1$ 이 될 조건부확률은 (식 12)와 같다.

$$P_p(1|X_L) = \frac{\exp(\lambda N_+)}{\exp(\lambda N_+) + \exp(\lambda N_-)} \tag{12}$$

여기서 λ 는 파라미터, N_+ 는 $\alpha_v \geq \zeta_2$ 인 H 의 개수, N_- 는 $\alpha_v < \zeta_2$ 인 H 의 개수이다.

이로써 주어진 값 X_L 과 Y_b 에 대하여 (식 13)에 의해 탁본원영상을 복원한다.

$$P[X_t = 1 | X_L, Y_b = y_b] = \frac{f_1(y_b) \exp(\lambda N_+)}{f_1(y_b) \exp(\lambda N_+) + f_0(y_b) \exp(\lambda N_-)} \tag{13}$$

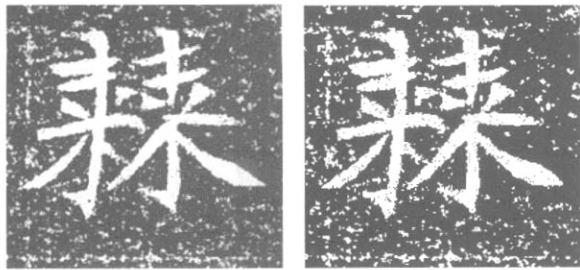
여기서, $f_1(y_b) \equiv f(y_b | X_t = 1)$, $f_0(y_b) \equiv f(y_b | X_t = 0)$

이는 결국 베이즈결정 $p(x_t | y_b) \propto l(y_b | x_t) p(x_t)$ 을 극대화하는 $\arg \max p(x_t | y_b)$ 을 만족하는 \hat{x}_t 로부터 탁본원영상 X_t 를 추정함이다. $P(x_{t,p} | y_b, \hat{X}_{t-s} \setminus p) \propto f(y_b | x_{t,p}) p_p(x_{t,p} | \hat{X}_{t-np})$ 인 진행화소 주변의 화소집합 L 에 의한 (식 13)을 극대화함으로 해당 화소의 색도를 탁본원영상에서의 최적적으로 대치한다. 즉 $P(x_{t,p} | y_b, \hat{X}_{t-np})$ 를 극대화하는 x_t 를 찾아 y_b 상태를 0이나 1로 변환하여 관측영상으로부터 정보영역의 특징을 복원 추출한다. 즉 이진화된 관측영상을 구성하는 다수의 영역들은 그 영역을 구성하고 있는 각각의 화소에서 발생시킨 선부합함수들의 집합에 (식 13)을 적용하는 판별과정을 거치면서 현재고려중인 화소는 선택적으로 귀속될 영역을 부여받는다. 그 결과 영역들은 정보영역군(情報領域群)과 바탕영역군으로 양분되고, 다시 바탕영역군은 모두 단일 색도 처리하여 정보영역군으로부터 차별적으로 이탈한다. 정보영역에 속해 있던 잡음 역시 인접화소군과의 확률적 상대비교 판별에 의해 제거되어 정보영역군의 원소영역들은 잡음이 제거된 원영상의 구도를 복원하게 되는 것이다. 이 때 바탕영역에 속하여 문자의 획과 유사했던 얼룩 점들이 제거됨은 물론이다.

4. 실험 및 결과

제안된 방법의 성능 평가를 위하여 200×187 크기의 256 gray 해상도로 된 (그림 3) (a)와 같은 jpeg 관측탁본영상을 사용하였다.

(그림 3) (a) 영상은 비록 혼재된 색도 분포를 갖고 있으나, 확흐름의 진행이 기하학적 영역을 확보하고 있기 때문에 그 구도 속에 본래 탁본원영상의 유형이 보존된다. 정보영역과 바탕영역으로 구분되어 있다. 직관적으로는 원영상



(a) 관측탁본영상 (b) 아이징 모델
(그림 3) 관측탁본영상과 아이징 모델

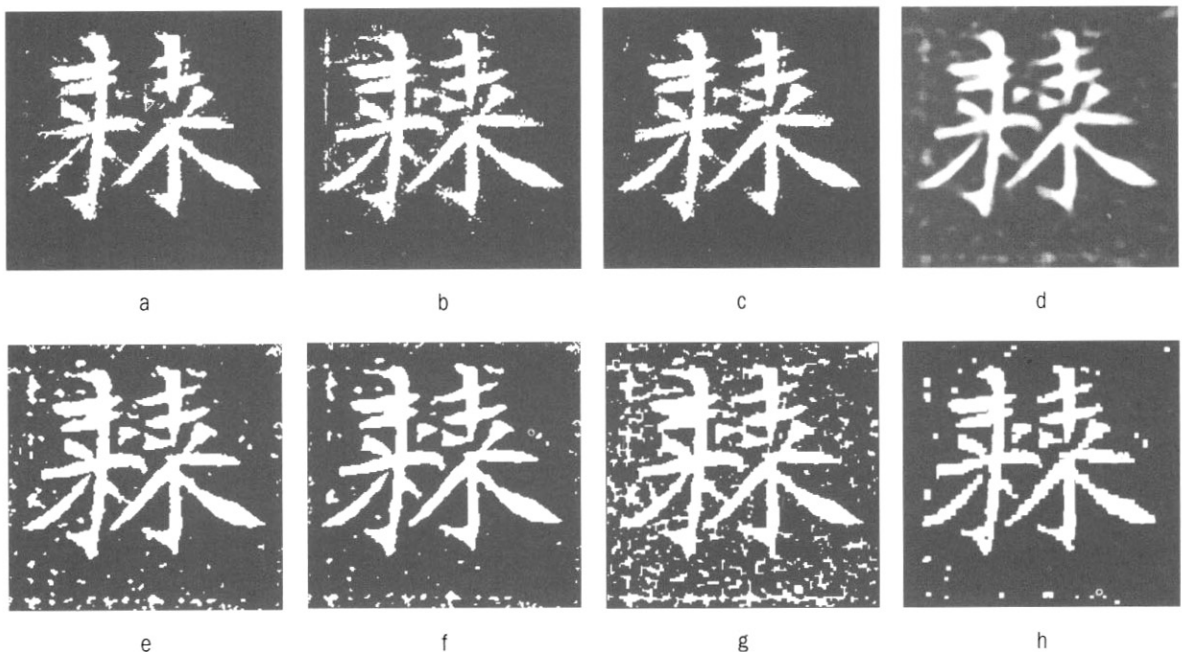
(Fig. 3) A sample of observed Takbon image and its Ising model

에 잡음이 합성되어 있는 것처럼 보일 수 있으나 실제로는 두 영역에서 나타나는 크고 작은 얼룩분양들은 획흐름의 그것과 차별된 기하학적 양상을 띠고 있을 뿐이다. 보다 명확한 획흐름의 특징 추출을 위해 대상영상을 아이징 모델로 변환한다. (그림 3) (b)는 대상영상의 문턱치 색도 134를 기점으로 논리값 0(흑색, 회색조 0)과 1(백색, 회색조 255)로 양극단 처리한 결과이다.

(그림 3) (b)의 모델에 대하여 3장에서 제시한 기법으로 성능을 실험한다. (그림 4)는 실험 결과를 보였다. (그림 4) (a)는 $m=2, d_{i2}=d_{j2}=11, \alpha_v=0.84, \lambda=1, p_p(\cdot)=0.2, P(\cdot)=0.5$, 그림 (b)는 $m=2, d_{i2}=d_{j2}=11, \alpha_v=0.84, \lambda=1, p_p(\cdot)=0.1, P(\cdot)=0.5$, 그림 (c)는 $m=3, d_{i2}=d_{j2}=11, \alpha_v=0.84, \lambda=1, p_p(\cdot)=0.2, P(\cdot)=0.5$ 에서 각각 얻은 결과들이다. 그림 (d)는 AWMF(Adaptive weighted median filter)에 의해 처리한 결과이다[15]. 그림 (e)는 $\lambda=1$, 2차 ICM 방

식 그리고 그림 (f)는 3차 ICM 방식으로 본 연구의 기법과 비교하기 위해 구하였고, 그림 (g)는 형태론적 close 기법 그리고 그림 (h)는 형태론적 open 기법을 사용하였다.

[고찰] (그림 4) (a)에서 (c)는 차수를 증가시켜 선부합함수들의 개수를 늘릴수록 획영역 특징 추출이 개선되고 있음을 보여준다. 탁본관측영상 (그림 3) (a)에 존재했던 바탕영역의 크고 작은 얼룩점들과 잡음이 제거되었으며 정보영역 획들의 기하학적 구도가 차별적으로 복원되었다. 반면에 그림 (d)의 AWMF 기법은 주변의 가우스 잡음을 부분적으로 제거하였으나 얼룩점 제거에는 역부족이었고 또한 획 일그러짐을 동반하였다. (그림 4) (e)의 종래의 ICM 방식은 가우스 잡음을 제거하였으나 차수의 증가에 따른 얼룩점 감소의 한계를 보이고 있다. 그림 (g)와 (h)의 형태론적 접근에서 close 방식은 가우스 잡음 제거에는 효과가 있으나 일부 획붕괴와 더 많은 얼룩점 발생을 초래하였고, open 방식은 얼룩점 제거에 다른 방식보다 우수하였으나 국부적인 획붕괴를 야기하였으며 얼룩점 제거의 한계를 보이고 있다. 종합적으로 고찰하면, 다른 방식들이 획붕괴와 얼룩점 제거의 한계 및 바탕영역과 정보영역 사이의 차별적 데이터 처리에 실패한데 비해 본 방식은 잡음과 얼룩점을 제거하고 정보영역 획구간의 기하학적 구도를 각 획별로 선별적으로 보존, 복원하는 우수한 효과를 보이고 있다. 그리고 (그림 4) (c)에서 획 주변이 다소 거칠게 처리되어 보이나, 이는 관측탁본영상의 기본 기하학적 형태를 유지하고 있는 것으로서 영역을 복원하는 데는 무리가 없다. 원영상과 같이 실제 붓으로 쓴 것과 같은 형태를 원하는 경우 특징 추출 후 기존의 다양한 평활화 기법으로 마무리한다면 보다 매끄러운 획



(그림 4) 실험 결과들
(Fig. 4) Results

흐름을 갖는 영상을 얻을 수 있으리라 본다.

5. 결 론

탁본영상에서 문자인식이 가능하기 위해서는 관측영상을 이진 처리하였을 때 문자 획을 형성하고 있는 부분만이 차별적으로 영역 추출되어야 한다. 정보영역의 기하학적 구도가 보존되어 있어야함은 물론이고 바탕영역은 단일색도로 처리되어 정보추출에서 배제시켜야한다. 본 연구에서는 영상 고유의 영역특성이 기하학적인 구도를 지니고 있는 경우 때 현재고려중인 화소에서 이를 판별 할 수 있는 함수들의 집합을 발생시켜 확률적으로 영역에 귀속시킴으로 영상에 내재되어 있는 특징들을 차별적으로 추출할 수 있는 새로운 알고리즘을 소개하였다. 부합 함수들은 선형함수이고 차수에 따라 현재고려중인 화소에서 추적하는 범위와 방향을 확률적으로 결정하여 화소의 영역귀속을 판별하도록 하였다. 영역의 기하학적 구도는 판별 결정에 따라 유지 또는 바탕영역으로 귀속시켜 제거하였다. 이 과정에서 잡음은 당연히 제거되고 문자 획 부분이 구조적으로 보존된 채 추출되었다. ICM이나 ICE와 같은 종래의 확률적 접근 방식이 구간을 구성하는 화소들 사이의 상대적 분류 판별로 잡음을 제거하는 데는 효과가 있었으나 영역 고유의 기하학적 모양이나 문자 흐름 등은 고려하지 않았다. 인접 소구간에서의 제한된 점 처리로 영역 특징이 부분적으로 훼손되었다. 이에 반해 본 방식은 관측영상에 내재하고 있는 영역을 현재고려중인 화소의 기하학적 부합으로 분별하여 그 특성을 복원시키는 특징이 있다. 더욱이 이러한 접근은 영역간 극단적 차별을 통한 특징 추출로 중요한 정보를 얻어야 하는 탁본영상의 경우 유용함이 있음을 다른 방식과의 실험 결과를 통해 확인하였다. 이로써 다양한 탁본영상에 대하여 논문에서 제시하고 있는 여러 파라미터들을 적절히 활용한다면 문자인식을 위한 효과적인 전처리 작업이 이루어질 수 있으리라 본다. 탁본영상에서의 문자인식은 후속과제로 남긴다.

참 고 문 헌

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] F. Destremes, 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.
- [6] 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.
- [7] A. Owen, "Image segmentation via iterated conditional expectations," Technical Report, Department of Statistics, University of Chicago, 1989.
- [8] H. Zhang, "Image restoration: Flexible neighborhood systems and iterated conditional expectations," Statistica Sinica Vol.3, pp.117-139, 1993.
- [9] 황재호, "영상신호처리에 의한 금석문 음각문자 판독-샘플 시료를 이용한 실험을 통하여," 2003 정보및제어학술회의 논문집, 765-768쪽, 2003년 11월
- [10] J. Besag, "On the statistical analysis of dirty pictures," J. R. Statist. Soc., Vol.48, No. 3, pp.259-302, 1986.
- [11] 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.
- [12] I. J. Kim and J. H. Kim, "Statistical character structure modeling and its application to handwritten chinese character recognition," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol.25, No.11, pp.1422-1436, Nov., 2003.
- [13] D. Shi, S.R. Gunn, and R.I. Damper, "Handwritten chinese radical recognition using nonlinear active shape models," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 25, No.2, pp.277-280, Feb., 2003.
- [14] L. L. Cheng, S. Jaeger, and M. Nakagawa, "Online

recognition of chinese characters: the state-of-the-art,"
IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 26, No.
2, pp.198-212, Feb., 2004.

- [15] T. Loupas, WN McDicken and PL Allan, "An adaptive
weighted median filter for speckle suppression in
medical ultrasonic images, IEEE Trans. Circuits and
Systems, vol.36, No. 1, pp. 129-135, Jan. 1989.



황재호

e-mail : hwangjh@hanbat.ac.kr

1982년 아주대학교 전자공학과(학사)

1986년 서울대학교 대학원 전기공학과
(공학석사)

1994년 서울대학교 대학원 전기공학과
(공학박사)

1982년~1992년 전력연구원 부장대리

1992년~현재 한밭대학교 전자공학과 교수

관심분야: 영상신호처리, 비전, 멀티미디어, DSP