

# 마르코프 랜덤필드를 이용한 무관리형 화상분할 알고리즘

박 재 현†

## 요 약

본 논문에서는 새로운 무관리형 화상분할 알고리즘이 제안된다. 제안된 알고리즘은 화상에 내재되어 있는 구조 정보를 모델링하기 위하여 마르코프 랜덤필드의 특성을 이용하고 있다.

텍스처 화상은 정상상태의 가우스 마르코프 랜덤필드가 2차원의 격자구조 위에 실현된 상태로 간주되었으며 2차의 비순차근방을 갖는 조건부 자기회귀함수를 이용하여 모델링 되었다. 화상의 경계면 검출을 위하여 마스크로 선택된 두 영역에 대한 가설검정이 수행된다. 이 방법은 선택된 두 영역이 같은 종류의 텍스처라고 가정을 한 후 조건부 자기회귀모델의 매개변수를 최소평균제곱오차 측면에서 추정한다. 가설이 거절되면 두 영역의 상이함을 측정하여 그 값이 선택된 영역에 누적된다. 이와 같은 방법을 통하여 잠재적인 경계지도가 얻어지며, 이것을 통하여 여러 종류의 텍스처 화상의 분할이 미세오류 경계 없이 이루어지게 된다. 제안된 알고리즘의 성능은 인공화상 뿐만 아니라 실제의 자연화상을 이용한 실험을 통하여 입증되었으며 일체의 사전정보 없이도 만족할 만한 결과를 보여 주었다.

## Unsupervised Image Segmentation Algorithm Using Markov Random Fields

Jae-Hyeon Park†

## ABSTRACT

In this paper, a new unsupervised image segmentation algorithm is proposed. To model the contextual information presented in images, the characteristics of the Markov random fields (MRF) are utilized.

Textured images are modeled as realizations of the stationary Gaussian MRF on a two-dimensional square lattice using the conditional autoregressive (CAR) equations with a second-order noncausal neighborhood. To detect boundaries, hypothesis tests over two masked areas are performed. Under the hypothesis, masked areas are assumed to belong to the same class of textures and CAR equation parameters are estimated in a minimum-mean-square-error (MMSE) sense. If the hypothesis is rejected, a measure of dissimilarity between two areas is accumulated on the rejected area. This approach produces potential edge maps. Using these maps, boundary detection can be performed, which resulting no micro edges. The performance of the proposed algorithm is evaluated by some experiments using real images as well as synthetic ones. The experiments demonstrate that the proposed algorithm can produce satisfactory segmentation without any *a priori* information.

### 1. 서 론

텍스처(texture)는 화상에 내재된 다양한 종류의 패

턴을 분리하거나 묘사하는 데 있어서 중요한 역할을 한다. 자연에 존재하는 다양한 화상들은 균일한(homogeneous) 텍스처들의 집합으로 간주될 수 있으며 이러한 텍스처들은 경계면의 정보와 함께 화상분석에 이용되어 진다[1]. 그러나 자연적 또는 인공적인 텍스처는

† 정 회 원 : 명지대학교 전자정보통신공학부 교수  
논문접수 : 2000년 7월 1일, 심사완료 : 2000년 8월 4일

그 종류의 방대함과 각각의 텍스처가 갖는 특성으로 인하여 모델링하는 데 어려움이 따른다[2].

일반적으로 텍스처는 구조적(structural) 텍스처와 확률적(stochastic) 텍스처로 분리되어 진다[3]. 구조적 텍스처는 특정한 속성에 의하여 분류되어 지며, 이 특성은 일정한 규칙성을 갖고 있다. 이러한 특성들로는 특정한 패턴의 명암, 모양, 또는 크기와 방향성 등을 들 수 있으며 공간적 상관관계에 의한 규칙성을 나타내고 있다. 벽돌담과 타일면 등의 인공적인 텍스처 대부분이 이 범주에 속한다. 반면에 확률적 텍스처는 명암의 분포, 패턴의 성김성(coarseness), 예리함(sharpness) 등의 불규칙한 특성에 의하여 분류되어지며 모래, 풀, 숲 등의 화상이 이 범주에 속한다. 본 논문에서는 확률적 텍스처 화상을 연구대상으로 다루었으며 2차원의 격자구조(lattice)상에 실현된 마르코프 랜덤필드(Markov random fields, MRF)로 수식화 하였다.

화상분할이란 하나의 화상을 명암, 색, 패턴, 텍스처 종류 등의 특성에 따라 분리하는 것을 말한다. 이것은 화상해석이나 분석 등에 있어서 중요한 역할을 담당하고 있으며 로보트 비전, 원거리 감식, 항공 또는 위성 사진 분석 등의 응용분야에서 널리 쓰이고 있다. 일반적으로 화상분할에는 경계면검출(boundary detection)과 영역확장(region growing)의 두 방법이 널리 쓰이고 있다. 영역확장 방법에서는 각각의 화소(pixel)를 특정한 영역에 배정함으로써 분할을 이루는 반면에 경계면검출 방법에서는 화상에 내재하는 각 특성의 불연속점을 검출하여 이 점들로 경계면을 구성하고 있다. 일반 화상에서는 명암이 불연속하게 변화하는 점이 합리적이고 또한 가장 검출이 쉬운 경계면이 되지만 텍스처 화상에서는 동일한 텍스처 화상 내부에서도 다수의 불연속점이 존재하기 때문에 미세한 오류 경계면을 양산하게 된다. 본 연구의 목표는 여러 종류의 텍스처가 혼합되어 있는 화상에서 경계면 검출과 동시에 오류경계면을 효과적으로 제거하는 알고리즘 개발에 있다.

텍스처 화상의 처리에는 일반적으로 텍스처 모델의 매개변수(parameter) 값, 텍스처 종류의 수, 그리고 잡음의 분산(noise variance) 정보 등이 필요하다. 만약에 이런 정보들이 미리 알려져 있다면, 이때의 화상처리를 관리형(supervised) 처리라고 하며 사전에 준비되어진 데이터로부터 얻어진다. 반면에 필요한 정보들이 화상처리 과정과 병행하여 얻어지는 경우를 무관리형(unsupervised) 처리라 한다. 실제적으로 필요한 정보

를 얻을 수 있는 데이터들이 항상 준비되어 있다는 것은 불가능한 일이므로 무관리형의 알고리즘 개발이 보다 현실적이라 할 수 있겠다.

텍스처 화상의 구별을 위하여 화상변환(image transform) 방법이 사용되었으며[4], 의료분야에서 폐의 감염된 영역을 식별하는데 푸리에(Fourier) 분석 방법이 유용하게 사용되었다[5]. 백색 가우스 필드로 텍스처를 나타내고 마르코프 프로세스로 경계면을 표시하며 조건부 확률을 최대로 함으로써 화상분할을 도모하는 방법이 소개되었다[6]. 또한 이중구조의 확률적 모델이 화상을 나타내는데 사용되기도 하였으며[7] 최근에는 칼라 화상을 분할하기 위하여 텍스처와 칼라정보가 결합되고 있다[8]. 화상분할 방법으로는 사전정보의 유무에 따라 확률을 최대로 하는 수단으로 최대 우도(maximum likelihood, ML)와 MAP(maximum a posteriori) 방법이 소개되었다[9]. MAP 분할 방법으로 다양한 시도가 있었는데 그 중 대표적인 것으로는 dynamic programming[10, 11], deterministic relaxation[12] 그리고 stochastic relaxation[13] 방법 등이 제안되었다. 앞에서 언급하였듯이 분할은 무관리형으로 진행되는 것이 바람직하지만 현재까지 제안된 방법의 대부분은 관리형으로 진행이 되며 또한 다수의 반복 수행을 필요로 한다.

본 논문에서는 랜덤필드의 모델차수를 제외한 사전정보도 필요하지 않고 몇 차례의 반복 수행만을 통하여 화상을 분할하는 알고리즘이 제안되었다. 제안된 알고리즘은 분산분석(analysis of variance, ANOVA) 방법을 사용하는데, 이 방법은 화상처리 분야에서 매우 유용한 수단임이 여러 연구를 통하여 입증되었다[14-16]. 본 논문의 구성은 2장에서 가우스 MRF가 소개되고 3장에서 MRF의 매개변수 추정방법을 다루었으며 4장에서 가설검정을 통한 화상분할 알고리즘을 설명한다. 실제 화상을 통한 실험결과가 5장에서 소개되며 본 논문의 결론을 6장에서 맺는다.

## 2. 가우스 마르코프 랜덤필드

인간의 시각 시스템은 화상에 내재되어 있는 1차적인 통계치(평균)와 2차적인 통계치(분산과 상관성)에는 매우 민감한 반면에 3차이상의 통계치에는 둔감한 특성을 갖고 있다[16]. 또한 텍스처 화상에서 한 화소의 값은 주변에 위치한 근방화소(neighboring pixel)들의 값과 밀접한 관계를 갖고 있다. 이러한 이유들로 인하

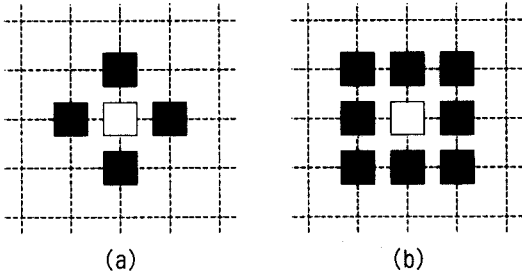
여 텍스처 화상은 2차원의 확률과정(stochastic process)이 격자구조 위에 특정한 상관성을 갖고서 실현된 것이라고 간주되어질 수 있다.

화상은 일반적으로 사각형의 격자구조에 위치한 화소들로 구성이 된다. 텍스처 화상에서 가장 중요한 정보는 화소값들 간의 공간적 종속성(spatial dependency)으로서 화상처리에서는 이러한 정보를 화상 데이터의 모델링 과정에 도입하고 있다.

확률분포에 대한 실제적 모델링으로 합리적이고 가장 빈번히 사용되는 가정은 정상(stationary) 가우스 과정(Gaussian Process)이다. 이 경우에 MRF는 다음의 조건부 확률에 의하여 정의될 수 있다.

$$P(x_{ij}|\cdot) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\left\{x_{ij}-\mu - \sum_{(k,l)\in N_p} \beta_{i-k,j-l}(x_{kl}-\mu)\right\}^2\right] \quad (1)$$

여기서  $\beta$ 는 공간적인 상관관계를 주관하는 매개변수이고  $N_p$ 는 차수  $p$ 의 근방(neighborhood)이다. (그림 1)은 1차와 2차의 근방구조를 나타내고 있다. 식 (1)은 Besag의 autonormal 모델로서  $M \times N$  사각 격자상에서 다음과 같은 결합밀도함수(joint density function)를 갖는다[18].



(그림 1) 근방구조 (a) 1차 (b) 2차

$$P(X) = \frac{|B|^{1/2}}{(2\pi\sigma^2)^{MN/2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(X-\mu)^T B(X-\mu)\right] \quad (2)$$

$X$ 는 주사선 방향으로 읽혀진(raster scanned)  $MN \times 1$  벡터로서 화상을 구성하고 있는 화소들의 값을 나타내고  $\mu$ 는  $MN \times 1$  평균 벡터 그리고  $B$ 는  $MN \times MN$  대칭형의 양의 정부호(positive definite) 행렬이다. 행

렬  $B$ 의 원소인  $b_{kl}$ 은 다음과 같은 특성을 갖는다.

$$b_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{if } k=l \\ -\beta_{i-i',j-j'}, & \text{if } (i,j) \text{ and } (i',j') \text{ are neighbors} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서  $k=Mi+j$  이고  $l=Mi'+j'$ 이다. 결론적으로  $X$ 는 평균벡터  $\mu$ 와 공분산(covariance) 행렬  $\sigma^2 B^{-1}$ 을 갖는 다변량 정규분포(multivariate normal)를 한다. 식 (2)에서 화상에 잡히지 않는 모든 외부 화소들은 평균 값  $\mu$ 를 갖는다고 가정하였다. 이러한 식의 전개는 다음의 마르코프 특성을 나타내게 된다.

$$E(x_{ij}|\text{all other pixel values}) = \mu + \sum_{(k,l)\in N_p} \beta_{kl}(x_{i-k,j-l}-\mu) \quad (3)$$

근방의 구조가 2차인 경우에는 식 (3)은 다음과 같이 표현된다.

$$E(x_{ij}|\cdot) = \mu + \beta_1(x_{i-1,j-1}+x_{i+1,j+1}-2\mu) + \beta_2(x_{i-1,j}+x_{i+1,j}-2\mu) + \beta_3(x_{i-1,j+1}+x_{i+1,j-1}-2\mu) + \beta_4(x_{i,j-1}+x_{i,j+1}-2\mu) \quad (4)$$

여기서  $\beta_1=\beta_{11}=\beta_{-1,-1}$ ,  $\beta_2=\beta_{10}=\beta_{-1,0}$ ,  $\beta_3=\beta_{1-1}=\beta_{-1,-1}$ 이고  $\beta_4=\beta_{01}=\beta_{0,-1}$ 이다. Woods는 식 (5)에서와 같이 정상상태의 가우스 MRF  $\{x_{ij}\}$ 가 정상의 유색 잡음(colored noise) 신호원  $\{e_{ij}\}$ 에 의하여 구동되는 2차의 차분방정식(difference equation)에 의하여 표현될 수 있음을 보여 주었다[19].

$$x_{ij} = \mu + \sum_{(k,l)\in N_p} \beta_{kl}(x_{i-k,j-l}-\mu) + e_{ij} \quad (5)$$

여기서  $\beta_{kl}$ 은 근방  $N_p$ 를 기준으로 하여 선형최소평균제곱오차(LMMSE)추진에서  $x_{ij}$ 의 추정계수이고  $e_{ij}$ 는 추정오차이다.

본 논문에서는 텍스처 화상을 격자구조상에 실현된 2차원의 정상상태의 가우스 MRF로 모델링 하였으며 식 (5)를 근거로 하여 매개변수를 추정하였다. 식 (5)를 2차원의 조건부 자기회귀 함수라고 한다.

### 3. 매개변수 추정

여러 종류의 텍스처가 혼합된 화상을 분할하기 위하

여서는 각각의 텍스처를 효과적으로 구별하여 주는 식별인자가 필요하다. 확률적 텍스처 화상의 처리에서는 평균, 분산, 공간적인 상관관계가 이에 속하며 통계적 분석을 통하여 추정이 가능하다.

앞 절에서 가우스 MRF는  $\mu, \sigma^2, \beta$ 에 의하여 결정되는 과정임이 보여졌다. 따라서 이런 매개변수 값들의 정확한 추정이 화상분할에서 핵심적인 역할을 담당한다.

본 논문에서는 [19]에서 제안된 최소평균오차추정방법을 사용한다. 이 방법은 신호의 모델링 분야에서는 최소분산표현(minimum variance representation, MVR)이라고도 하며 다음과 같이 설명되어 진다. 평균값 0을 가진 정상상태의 랜덤필드  $\{x_{ij}\}$ 는 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$x_{ij} = \hat{x}_{ij} + e_{ij} \quad (9)$$

여기서  $\hat{x}_{ij}$ 은  $x_{ij}$ 의 최소분산 예측값이고  $e_{ij}$ 는 예측오차이다. 예측오차의 분산은  $\hat{x}_{ij}$ 를 다음과 같이 선택할 때 최소가 된다.

$$\hat{x}_{ij} = E\{x_{ij} | \text{all other variables in random field}\} \quad (10)$$

또한 이때의  $\hat{x}_{ij}$ 는 모든 가능한 예측 값들 중에서  $x_{ij}$ 와의 상관관계가 가장 크며[19], 가우스 프로세스인 경우에 조건부 평균은 아래와 같이 선형이 된다.

$$\hat{x}_{ij} = \sum_{(k,l) \in P} \eta_{kl} x_{i-k,j-l} \quad (11)$$

여기서  $P$ 는 예측원도우 영역이고  $\eta_{kl}$ 은 예측계수이다. 직교성(orthogonality) 원리를 이용하면 다음의 관계를 얻는다.

$$\begin{aligned} E\{e_{ij} x_{i'j'}\} &= E\left\{x_{ij} - \sum_{(k,l) \in P} \eta_{kl} x_{i-k,j-l} \mid x_{i'j'}\right\} \\ &= \gamma_{i-i',j-j'} - \sum_{(k,l) \in P} \eta_{kl} \gamma_{i-i'-k,j-j'-l} \\ &= \sigma_e^2 \delta_{i-i',j-j'} \end{aligned} \quad (12)$$

$i-i' = m, j-j' = n$ 으로 표현하면 식 (12)는 식 (13)과 같이 표현된다.

$$\gamma_{mn} - \sum_{(k,l) \in P} \eta_{kl} \gamma_{m-k,n-l} = \sigma_e^2 \delta_{mn} \quad (13)$$

여기서  $\gamma_{kl}$ 은 랜덤필드의 공분산 함수이고  $\sigma_e^2$ 는 예측

오차의 분산이다. 식 (13)에서 공분산 함수의 대칭성을 이용하면  $\eta_{kl} = \eta_{-k,-l}$  임이 보여지며 결론적으로 MVR은 다음의 특성을 갖게 된다.

$$E\{x_{ij} e_{ij}\} = E\{e_{ij}^2\} = \sigma_e^2 \quad (14)$$

$$\begin{aligned} E\{e_{ij} e_{i-k,j-l}\} &= \sigma_e^2 \left( \delta_{kl} - \sum_{(m,n) \in P} \eta_{mn} \delta_{k+m,l+n} \right) \\ &= \begin{cases} \sigma_e^2, & \text{if } (k,l) = (0,0) \\ -\eta_{kl} \sigma_e^2, & \text{if } (k,l) \in P \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

식 (15)에 의하여 정의되는  $\{e_{ij}\}$ 의 공분산행렬이 양의 정부호라면 유색가우스 신호원  $\{e_{ij}\}$ 에 의하여 구동되는 식 (9)의 해는 가우스 MRF가 된다[19].

본 논문에서 사용되는 텍스처 화상의 모델은 2차 근방을 갖는 정상가우스 MRF이므로 이 필드에 대한 MMSE 예측은 식 (16)과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{ij} &= E\{x_{ij} | x_{i-k,j-l} \text{ where } (k,l) \in N_2\} \\ &= \mu + \eta_1 (x_{i-1,j-1} + x_{i+1,j+1} - 2\mu) \\ &\quad + \eta_2 (x_{i-1,j} + x_{i+1,j} - 2\mu) \\ &\quad + \eta_3 (x_{i-1,j+1} + x_{i+1,j-1} - 2\mu) \\ &\quad + \eta_4 (x_{i,j-1} + x_{i,j+1} - 2\mu) \\ &= \mu + \eta^T \mathbf{n}_{ij} \end{aligned} \quad (16)$$

여기서

$$\eta = \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \eta_3 \\ \eta_4 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{n}_{ij} = \begin{pmatrix} x_{i-1,j-1} + x_{i+1,j+1} - 2\mu \\ x_{i-1,j} + x_{i+1,j} - 2\mu \\ x_{i-1,j+1} + x_{i+1,j-1} - 2\mu \\ x_{i,j-1} + x_{i,j+1} - 2\mu \end{pmatrix}$$

식 (16)은 경계면을 제외한 모든 격자점에서 적용되며 또한 정상 랜덤필드를 다루고 있기 때문에 앞으로  $ij$  등의 아래에 작게 쓰인 기호는 생략한다. 식 (17)의 예측오차의 분산을 최소화함으로써 매개변수 값을 추정한다.

$$\begin{aligned} \sigma_e^2 &= E\{[x - \mu - \eta^T \mathbf{n}]^2\} \\ &= \sigma_x^2 + \eta^T \Psi \eta - 2\eta^T \sigma_0 \end{aligned} \quad (17)$$

여기서

$$\begin{aligned} \Psi &= E\{\mathbf{n}\mathbf{n}^T\} \\ &= 2 \begin{pmatrix} \gamma_{00} + \gamma_{22} & \gamma_{01} + \gamma_{21} & \gamma_{02} + \gamma_{20} & \gamma_{10} + \gamma_{12} \\ \gamma_{01} + \gamma_{21} & \gamma_{00} + \gamma_{20} & \gamma_{01} + \gamma_{2-1} & \gamma_{11} + \gamma_{1-1} \\ \gamma_{02} + \gamma_{20} & \gamma_{01} + \gamma_{2-1} & \gamma_{00} + \gamma_{2-2} & \gamma_{10} + \gamma_{1-2} \\ \gamma_{10} + \gamma_{12} & \gamma_{11} + \gamma_{1-1} & \gamma_{10} + \gamma_{1-2} & \gamma_{00} + \gamma_{02} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (18)$$

$$\sigma_0 = E\{(x - \mu)n\} = 2 \begin{pmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{10} \\ \gamma_{1-1} \\ \gamma_{01} \end{pmatrix} \quad (19)$$

$\sigma_e^2$ 를 최소화하는 최적의  $\eta$  값은 식 (20)에 의하여 구해진다.

$$\eta^* = \Psi^{-1} \sigma_0 \quad (20)$$

최적의  $\eta$ 에 대한 증명은 아래의 부등식을 통하여 보여진다.  $\eta = \eta^* + \delta$ 로 놓으면 식 (17)로부터 어떤  $\delta$  값에 대하여서도 다음의 관계가 성립한다.

$$\begin{aligned} \sigma_x^2 + \eta^T \Psi \eta - 2\eta^T \sigma_0 &= \sigma_x^2 + \eta^{*T} \Psi \eta^* - 2\eta^{*T} \sigma_0 + \delta^T \Psi \delta \\ &\quad + 2\delta^T \Psi \eta^* - 2\delta^T \sigma_0 \\ &= \sigma_x^2 + \eta^{*T} \Psi \eta^* - 2\eta^{*T} \sigma_0 + \delta^T \Psi \delta \\ &\geq \sigma_x^2 + \eta^{*T} \Psi \eta^* - 2\eta^{*T} \sigma_0 \end{aligned}$$

결론적으로 식 (17)의  $\sigma_e^2$ 는 아래식에 나타난 최소값을 갖게 되며

$$\sigma_e^{*2} = \sigma_x^2 + \eta^{*T} \Psi \eta^* - 2\eta^{*T} \sigma_0 = \sigma_x^2 + \eta^{*T} \sigma_0 \quad (21)$$

매개변수 값들은 식 (22)의 표본공분산값을  $\Psi$ 와  $\sigma_0$ 에 대입하여 추정을 한다.

$$\hat{\gamma}_M = \frac{\sum_{(i,j)} (x_{ij} - \hat{\mu})(x_{i-k,j-l} - \hat{\mu})}{M} \quad (22)$$

여기서  $\hat{\mu}$ 은 표본평균이고  $M$ 은 분자에서 행하여진 덧셈의 수이다. 추정값  $\hat{\Psi}$ 와  $\hat{\sigma}_0$ 을 이용하여 식 (23)과 식 (24)로부터  $\beta$ 와  $\sigma^2$ 에 대한 추정값을 구할 수 있다.

$$\hat{\beta} = \eta^* = \hat{\Psi}^{-1} \hat{\sigma}_0 \quad (23)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \sigma_e^{*2} = \hat{\gamma}_{00} - \hat{\beta}^T \hat{\sigma}_0 \quad (24)$$

#### 4. 화상분할

분할은 화상인식에 필요한 과정으로 화상의 분석이나 해석과정에서 중요한 역할을 한다. 텍스처 화상의 처리를 위하여 많은 알고리즘이 제안되어 왔으며 MRF와 GRF가 모델링에 ML과 MAP 방법이 추정에 주로

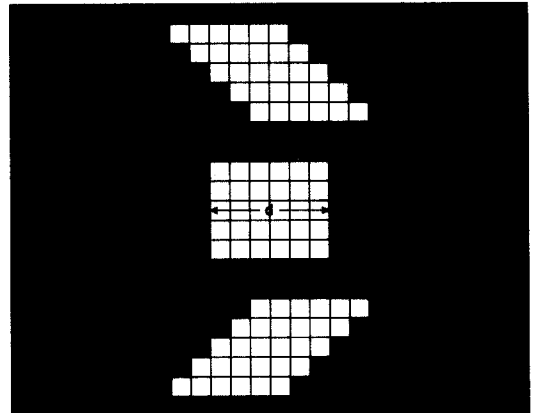
이용되었다.

일반적으로 텍스처 화상을 분할하는데는 다음과 같은 어려움이 있다. 첫째로 경계면의 모양이 일정하지 않기 때문에 마스크로 선택된 영역 역시 이 모양을 따라서 움직여야 한다. 둘째로 한 영역 안에서도 정확한 경계를 검출하기 위하여 수많은 분할이 수행되어야 하므로 엄청난 계산량이 수반된다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 이러한 처리과정의 어려움을 개선한 것으로 크게 i) 가설검정을 통한 잠재적 경계지도 구성과 ii) 경계지도로부터 경계면을 검출하는 두 단계로 이루어져 있다. 화상분할에는 서로 다른 텍스처의 경계에 대한 효과적인 정의가 필요하다. 화소값 분포의 불연속점은 부적절한데 그 이유는 한 종류의 텍스처 내에서도 미소오류경계를 양산할 수 있기 때문이다.

본 논문에서는 텍스처의 경계면은 각 텍스처의 통계적 특성의 차이로 인하여 구분된다고 가정하였다. 앞에서 언급하였듯이 확률적 텍스처는 가우스 MRF로 모델링이 가능하고 이 필드는 매개변수들에 의하여 완전하게 그 특성이 묘사된다. 따라서 텍스처 화상의 통계적 특징은 랜덤필드의 매개변수 값에 직접적으로 연관되어 있고 이 값을 이용하여 여러 텍스처들간의 구별이 가능하다.

#### 4.1 가설검정

본 논문에서는 (그림 2)에 보여진 것과 같은 몇 종류의 방사형의 마스크를 사용한다. 화상처리분야에서 번번하게 사용되는 사각형의 마스크는 0°에 맞추어진 방사마스크이다. 제안된 알고리즘은 0°, 45°, 90°, 135°



(그림 2) 수평방향의 방사마스크

네 종류의 방사마스크를 사용하고 각 마스크는 보다 나은 결과의 도출을 위하여 상호 독립적으로 사용된다. 마스크의 크기는 매개변수 추정의 정확도와 경계면 검출의 정확도를 고려하여 5x7과 7x5 크기를 사용하였다.

화상분할을 통계적인 측면에서 수행하기 위하여 가설검정 방법이 적용되었다. 이 방법은 주어진 두 데이터 집합에 대한 분석을 수행하며 두 집합의 상이함을 그 결과로 산출한다.

(그림 2)에 나타난 바와 같이 크기가  $m \times n$ 이고 간격이  $d$ 인 두 개의 방사 마스크가 텍스처 영역에 할당된다. 경계면의 위치를 검출하기 위하여 다음과 같은 가설이 검증된다.

**H:** 마스크로 선정된 두 영역은 같은 종류의 텍스처 영역에 속한다.

만약 위의 가설이 거절된다면 이것은 두 영역이 서로 다른 텍스처 영역에 속한다는 것을 의미한다. 따라서 두 영역 사이에 경계가 존재할 가능성이 있는 것이며 그 가능성의 정도는 각 텍스처간의 상이함에 비례하게 된다. 텍스처 화상의 모델로 사용되는 것이 2차 가우스 MRF이고 이 필드는 매개변수들에 의하여 완전하게 묘사되므로 마스크로 선정된 각 영역의 데이터를 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{cases} \text{좌측 영역} \sim \text{GMRF}(\mu_l, \beta_{l1}, \beta_{l2}, \beta_{l3}, \beta_{l4} \text{ and } \sigma_l^2) \\ \text{우측 영역} \sim \text{GMRF}(\mu_r, \beta_{r1}, \beta_{r2}, \beta_{r3}, \beta_{r4} \text{ and } \sigma_r^2) \end{cases}$$

결론적으로 위에 언급된 가설검정은 각 영역의 매개변수 값들의 동일성을 검증하는 것이 된다.

$$H: \mu_l = \mu_r, \sigma_l^2 = \sigma_r^2, \text{ and } \beta_{lk} = \beta_{rk}, k = 1, 2, 3, 4$$

분산분석 방법을 사용하여 위의 가설이 검증되는데 첫번째 단계로 매개변수 값들이 각 영역에서 추정된다. 앞 절에서 언급하였듯이  $\mu$ 는 표본평균으로 추정되고  $\beta$ 와  $\sigma^2$ 는 식 (23)과 (24)에 공분산을 식 (22)로 추정하여 대입함으로써 얻어진다. 다음 단계는 같은 매개변수 값들을 병합 데이터로부터 추정하는 것이다. 즉, 마스크로 선택된 두 영역이 같은 텍스처에 속한 부분이라는 가정하에 매개변수 추정을 하는 것이다. 여기서 첫번째 단계에서 추정된 값들을 이용하게 된다. 표본평균은 좌, 우 영역의 평균값들의 산술 평균이

된다.

$$\hat{\mu}_c = \frac{\hat{\mu}_l + \hat{\mu}_r}{2} \tag{25}$$

표본공분산은 식 (26)과 같이 계산이 된다.

$$\begin{aligned} \hat{\gamma}_{c,kl} &= \frac{1}{2M} \left\{ \sum_{left} + \sum_{right} \right\} (x_{ij} - \hat{\mu}_c)(x_{i-k, j-l} - \hat{\mu}_c) \\ &= \frac{\hat{\gamma}_{l,kl} + \hat{\gamma}_{r,kl}}{2} + \frac{(\hat{\mu}_l - \hat{\mu}_r)^2}{4} \end{aligned} \tag{26}$$

여기서  $l, r, c$ 는 각각 좌, 우, 그리고 병합된 영역을 나타낸다. 예를 들어  $\hat{\gamma}_{l,kl}$ (또는  $\hat{\gamma}_{r,kl}$ )은 왼쪽(또는 오른쪽) 영역에서 추정된 값을 나타내고  $\hat{\gamma}_{c,kl}$ 은 두 영역의 데이터를 모두 사용하여 추정된 값이다. 만약에 선택된 두 영역이 같은 종류의 텍스처에 속한다면 좌, 우, 병합된 영역에서 추정된 매개변수 값들에 큰 차이가 없는 반면에 그 반대의 경우에는 매개변수 값에 차이가 나타난다. 따라서 식 (27)에 표시된 분산의 차이를 선택된 두 영역간의 상이함의 정도를 나타내는 지표로 삼는다.

$$g = \hat{\sigma}_c^2 - \frac{\hat{\sigma}_l^2 + \hat{\sigma}_r^2}{2} \geq 0 \tag{27}$$

가설이 거절되는 모든 가능한 경우를 고려해 볼 때 다음의 세가지 기본적인 경우와 이것들의 복합적인 요인임을 알 수 있다.

- (a)  $\mu_l \neq \mu_r$
- (b)  $\{\beta_{lk}\} \neq \{\beta_{rk}\}, k = 1, 2, 3, 4$
- (c)  $\sigma_l^2 \neq \sigma_r^2$

(a)와 (b) 경우에 매개변수 값의 차이가 증가할수록  $\hat{\sigma}_c^2$ 의 값도 증가하고 식 (27)의  $g$ 를 사용하여 그 상이함의 정도를 측정할 수 있다. 그러나 (c)의 경우에는  $\hat{\sigma}_c^2$ 은  $\hat{\sigma}_l^2$ 과  $\hat{\sigma}_r^2$  사이의 값을 갖게 되므로  $g$ 가 두 영역의 차이를 나타내지 못하게 된다. 이 문제를 해결하기 위하여 식 (28)에 표시된  $G$ 를 가설검정의 통계량(statistic)으로 삼는다.

$$G = \frac{|\hat{\sigma}_c^2 - \hat{\sigma}_l^2| + |\hat{\sigma}_c^2 - \hat{\sigma}_r^2|}{\hat{\sigma}_l^2 + \hat{\sigma}_r^2} \tag{28}$$

식 (28)에 포함된 절대값이 (c)경우의 문제점을 해결

하며  $G$ 를 임계값(threshold)  $\eta$ 와 비교함으로써 가설검정이 수행된다.

$$G < \eta \Rightarrow \text{accept } H$$

$$G \geq \eta \Rightarrow \text{reject } H$$

$G$ 에 대한 정확한 확률분포를 구하는 것은  $G$ 가 상관관계의 데이터로부터 얻어진 통계량이기 때문에 매우 어려운 일이다. 가설이 옳을 때  $G$ 가 0에 가까운 값을 갖는다는 사실을 이용하여  $\eta$ 는 실험적 측정치로부터 결정될 수 있다.

#### 4.2 잠재적 경계지도와 경계면 검출

서론에서 언급하였듯이 본 연구의 목표는 미세오류 경계 없이 각 텍스처 영역의 경계를 검출하는 것이다. 제안된 알고리즘은 식 (28)의  $G$ 값을 누적시킴으로써 이러한 효과를 얻고 있는데 이것은 또한 경계면의 일정하지 않은 모양에서 파생되는 처리과정의 어려움을 제거하여 준다. 그 이유는 마스크로 선택된 영역 내부를 분할할 필요성이 없기 때문이다.

선택된 두 영역의 중간에 위치한 모든 격자점들에  $G-\eta$ 의 값이 할당이 되며 마스크가 화상 위를 움직임에 따라 이 값들이 누적된다. 결론적으로 각 격자점에 누적되어진 값들은 그 점 주변의 경계면 가능성 정도를 나타내게 되고 이로 인하여 미세오류경계의 발생이 억제된다. 2차원 평면에 표시되는 통계량의 누적된 값의 분포를 잠재적인 경계지도라고 하며 제안된 알고리즘을 통하여 각각의 방사마스크에 따른 경계지도가 얻어진다. 음의 값을 갖게 되는 격자점은 경계면에 속할 수가 없으며 두 개의 격자점이 서로 다른 양의 누적 값을 가지면 보다 큰 값을 갖는 점이 경계면이 될 확률이 많은 것이다. 화상분할에서는 이런 국부적인 최고점들이 모여서 경계면을 이루게 된다. 수평방향 마스크에 의한 경계지도는 수평방향으로 탐색되고 수직방향의 경계지도는 수직방향으로 검색된다. 계산량을 줄이기 위한 초기화과정이다. 이 과정은 초기에 전체 화상을 방사마스크보다 큰 크기의 사각마스크로 분할한 후 각 영역에 대한 독립적인 가설검정을 실시하여 거절된 영역만이 방사마스크를 사용하는 다음 단계로 넘어가는 것이다. 제안된 텍스처 화상분할 알고리즘은 다음과 같이 요약된다.

#### 1. 초기화

- 전체 화상을 사각형의 마스크 영역으로 분할한다.
- 각 영역에 대하여 수평, 수직 방향으로 가설검정을

을 실시한다.

#### 2. 방사마스크 작업

- 초기화 단계에서 가설이 거절된 영역에 대하여 방사마스크를 사용한 가설검정을 실시한다.
- $G-\eta$ 의 값을 누적함으로써 잠재적 경계지도를 만든다
- 정확한 분할을 위하여 마스크의 크기를 변화시키며 수행한다.

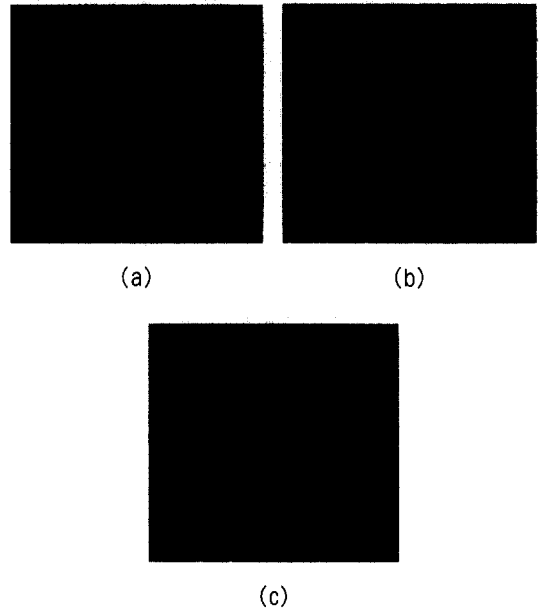
#### 3. 경계면 검출

- 잠재적 경계지도로부터 국부적인 최고점을 찾아서 경계면을 구성한다.

#### 5. 실험결과

제안된 알고리즘의 성능분석을 위하여 인공적인 텍스처 뿐만 아니라 실제 자연에 존재하는 텍스처 화상을 이용하여 다수의 실험이 진행되었다.

(그림 3)의 (a)는 두 종류의 인공적인 텍스처에 의하



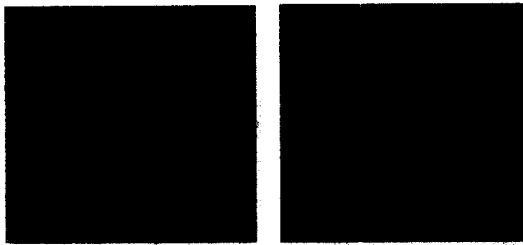
(그림 3) (a) 두 종류의 인공 텍스처 혼합 화상;  
 좌 :  $\mu = 130, \sigma^2 = 400, \beta_1 = -0.1, \beta_2 = 0.3, \beta_3 = 0.05, \beta_4 = -0.1$ ;  
 우 :  $\mu = 130, \sigma^2 = 900, \beta_1 = 0.1, \beta_2 = -0.1, \beta_3 = 0.1, \beta_4 = 0.3$   
 (b) 실제 경계면  
 (c) 검출된 경계면

여 구성된 256 x 256화상을 보여준다. 각각의 텍스처는 아래의 매개변수 값들을 사용하여 2차 가우스 MRF모델로부터 생성되었다.

$$\text{왼쪽 영역} : \mu = 130, \sigma^2 = 400, \beta_1 = -0.1, \beta_2 = 0.3, \beta_3 = 0.05, \beta_4 = -0.1$$

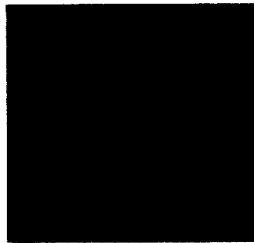
$$\text{오른쪽 영역} : \mu = 130, \sigma^2 = 900, \beta_1 = 0.1, \beta_2 = -0.1, \beta_3 = 0.1, \beta_4 = 0.3$$

두 텍스처의 평균은 같기 때문에  $\sigma^2$ 와 공간 매개변수  $\beta$ 값의 차이로 인하여 시각적으로 다르게 보이는 것이다. 왼쪽 영역은 매개변수  $\beta_2$ 로 인하여 수직 방향성이 나타나고 있으며 오른쪽 영역은  $\beta_4$ 로 인한 수평 방향성이 나타나고 있다. (그림 3)의 (b)와 (c)에 실제의 경계면과 검출된 경계면을 흰 선으로 표시하였다. 이 그림으로부터 통계량 누적과정이 정확한 경계면 검출 뿐만 아니라 미세오류제거에도 효과가 있음을 알 수 있다. (그림 4)의 (a)는 3종류의 인공 텍스처로 구



(a)

(b)



(c)

(그림 4) (a) 세 종류의 인공 텍스처 혼합화상 ;

$$\text{좌} : \mu = 128, \sigma^2 = 400, \beta_1 = 0.313, \beta_2 = 0.101, \beta_3 = -0.101, \beta_4 = 0.099 ;$$

$$\text{우 상} : \mu = 128, \sigma^2 = 400, \beta_1 = -0.101, \beta_2 = 0.099, \beta_3 = 0.303, \beta_4 = 0.111 ;$$

$$\text{우 하} : \mu = 128, \sigma^2 = 100, \beta_1 = 0.1, \beta_2 = -0.25, \beta_3 = 0.103, \beta_4 = 0.4$$

(b) 실제 경계면

(c) 검출된 경계면

성된 화상이다. 각 텍스처 가우스는 MRF모델을 이용하여 생성되었으며 매개변수 값은 아래와 같다.

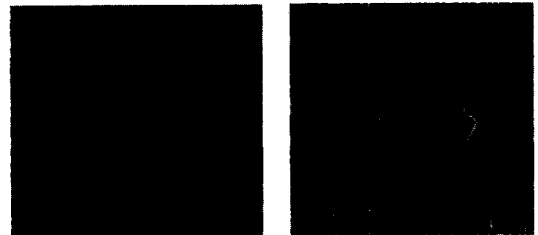
$$\text{왼쪽 영역} : \mu = 128, \sigma^2 = 400, \beta_1 = 0.313, \beta_2 = 0.101, \beta_3 = -0.101, \beta_4 = 0.099$$

$$\text{우상 영역} : \mu = 128, \sigma^2 = 400, \beta_1 = -0.101, \beta_2 = 0.099, \beta_3 = 0.303, \beta_4 = 0.111$$

$$\text{우하 영역} : \mu = 128, \sigma^2 = 100, \beta_1 = 0.1, \beta_2 = -0.25, \beta_3 = 0.103, \beta_4 = 0.4$$

실제 경계면과 검출된 결과를 (그림 4)의 (b)와 (c)에서 보여준다.

보다 실제적인 상황에서 알고리즘성능을 분석하기 위하여 실제로 자연에 존재하는 텍스처의 화상을 이용한 실험을 하였다. (그림 5)는 양털, 나무, 물결 세 종류의 텍스처로 구성된 화상을 보여주며 각 텍스처는 2차의 가우스 MRF로 모델링 하였다. 시각적으로 양털은 특별한 방향성분이 없으며 나무는 강한 수직방향의 특성을 보여준다. 실제의 경계와 검출된 경계면이 (그림 5)의 (b)와 (c)에 표시되었다.



(a)

(b)



(c)

(그림 5) (a) 세 종류의 자연 텍스처 혼합화상(양털, 나무, 물결)

(b) 실제 경계면

(c) 검출된 경계면

이상의 실험은 Pentium II, 333MHz 성능의 PC를 사용하여 진행되었으며 텍스처의 종류와 개수, 경계면



의 구성에 따라 다소의 차이는 있으나 평균적으로 2분 30초에서 3분 정도의 수행시간을 기록하였다. relaxation 또는 annealing 계통의 기존의 알고리즘은 수 많은 반복(iteration)이 필요하고 따라서 수행시간이 수십분대를 기록한다. 특히 서론에서 언급하였듯이 기존 대부분의 알고리즘이 관리형인 것에 비하여 제안된 방법은 무관리형으로 수행된다는 점이 가장 중요한 특성이라 하겠다. 실시간 처리를 요하는 실제 응용 측면에서는 PC를 사용한 소프트웨어로는 아직 수행시간이 큰 편이 있으나 DSP등의 프로세서를 사용하면 충분히 응용 가능하리라 생각된다.

### 6. 결 론

여러 종류의 텍스처를 효과적으로 구분하기 위한 무관리형 분할 알고리즘이 제안되었다. 텍스처는 MRF가 실현된 상태로 간주되었으며 평균, 분산, 공간 매개변수에 의하여 묘사되어지는 2차 자기회귀함수로 모델링되었다.

분할은 가설검정으로 수행되었으며 방사마스크를 이용한 통계적 누적방법이 사용되었다. 사용된 가설은 마스크에 의하여 선택된 두 영역이 같은 종류의 텍스처라고 가정하는 것으로 이 가설이 거절된 영역에 경계면이 존재할 가능성이 있는 것이다. 방사마스크를 이용한 누적방법은 경계면의 검출과 동시에 미세오류 경계를 제거하는 결과를 보여 주었다.

제안된 알고리즘의 장점을 요약하면 다음과 같다.

- i) 완전한 무관리형 동작
- ii) 미세오류경계 제거
- iii) 기존 알고리즘과 비교시 처리시간 감소
- iv) 병렬처리 프로세스를 사용하여 구현가능
- v) 인공텍스처 뿐만 아니라 자연에 존재하는 실제 텍스처에도 적용 가능

### 참 고 문 헌

[1] J. M. Francos, A. Z. Meiri, and B. Porat, "A unified texture model based on a 2-D Wold-like decomposition," *IEEE Trans. Signal Proc.* Vol.41, No.8, pp.2665-2678, Aug. 1993.

[2] A. K. Jain, 'Fundamentals of Digital Image Processing', Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.

[3] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," *Proc. IEEE*, Vol.67, May 1979.

[4] G. G. Lendaris and G. L. Stanley, "Diffraction pattern sampling for automatic pattern recognition," in *Computer Methods in Image Analysis*, Los Angeles : IEEE Computer Society, 1977.

[5] R. P. Kruger, W. B. Thompson, and A. F. Turner, "Computer diagnosis of Pneumoconiosis," *IEEE Tran. Syst., Man, Cybern.* Vol.SMC-4, pp.40-49, Jan. 1974.

[6] D. B. Cooper, H. Elliot, F. S. Cohen, and P. F. Symosek, "Stochastic boundary estimation and object recognition," *Computer Graphics and Image Processing*, pp.326-355, Apr. 1980.

[7] F. S. Cohen and D. B. Cooper, "Real-time texture image segmentation based on noncausal Markovian random field models," *Proc. SPIE*, Vol.449, pp.17-28, 1984.

[8] M. P. Dubuisson Jolly and A. Gupta, "Color and Texture fusion : application to aerial image segmentation and GIS updating," *Image and Vision Computing*, Vol.18, Issue 10, pp.823-832, July 2000.

[9] Z. Fan and F. Cohen, "Textured image segmentation as a multiple hypothesis test," *IEEE Trans. Circuits Syst.* Vol.35, pp.691-701, June 1988.

[10] H. Derin and H. Elliott, "Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs random fields," *IEEE Trnas. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol.PAMI-9, pp.39-55, Jan. 1987.

[11] H. Elliot, H. Derin, R. Cristi, and D. Geman, "Application of the Gibbs distribution to image segmentation," in *Proc. 1984 Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, ICASSP'84*, San Diego, CA, pp.32.5.1-32.5.4, Mar. 1984,

[12] F. S. Cohen and D. B. Cooper, "Simple parallel hierarchical and relaxation algorithms for segmenting noncausal Markovian random fields," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol.PAMI-9, No.2, pp.195-219, Mar. 1987.

[13] S. Geman and C. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol.PAMI-6, pp.721-741. Nov. 1984.

[14] D. Stern and L. Kurz, "Edge detection in correlated noise using Latin square masks," *Pattern Recognition*, Vol.2, No.2, pp.119-129, 1988.

[15] M. M. Benteftifa and L. Kurz,, "Two-dimensional object detection in correlated noise," *Pattern Recognition*, Vol.24, pp.755-774, 1991.

[16] S. H. Chang and L. Kurz, "Object detection and

- experimental designs," Computer Graphics, Vision, and Image Processing, Vol.40, pp.147-168, 1987.
- [17] B. Julesz, "Experiments in the visual perception of texture," Scientific American, Vol.232, pp.765-771, June 1977.
- [18] J. E. Besag, "Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems," J. Royal Stat. Soc., Ser. B, Vol.B-36, pp.192-236, 1974.
- [19] J. W. Woods, "Two-dimensional discrete Markovian fields," IEEE Trans : Inform. Theory, Vol.IT-18, pp. 232-240, Mar. 1972.
- [20] C. R. Rao, 'Linear Statistical Inference and Its Applications', 2nd ed., Wiley, New York, 1973.
- [21] Lei Wang and Jun Liu, "Texture Segmentation based on MRMR modeling," Pattern Recognition Letters, Vol.21, Issue 2, pp.189-200, Feb. 2000.



## 박재현

e-mail : jhpark@wh.myongji.ac.kr

1984년 서울대학교 전기공학과  
졸업(학사)

1986년 Polytechnic University  
대학원 전자공학과  
(공학석사)

1993년 Polytechnic University 대학원 전자공학과  
(공학박사)

1994년~1996년 삼성전자 반도체 마이크로 사업부  
선임연구원

1996년~현재 명지대학교 전자정보통신공학부 조교수  
관심분야 : 통신이론, 통계적 신호처리, 멀티미디어