

마르코프 랜덤 필드를 이용한 자기 공명 영상의 뇌질환 검출

*조상현, *염동훈, *김태형 *김두영
*동아대학교 전자공학과

Brain Trouble Detection of MRI Image using Markov Random Field

*Sang-Hyun Jo, *Dong-Hoon Yum, *Tae-Hyung Kim, *Doo-Young Kim
* Dept. of Electronics Engineering, Dong-A University
E-mail : tosecond@hotmail.com

요약

의료영상의 분할은 의료영상을 컴퓨터 진단 및 가시화에 필요한 같은 성질을 가진 여러 조직으로 나누어주는 방법이다. 즉 입력되어진 영상을 처리하여 유사한 화소들의 집합인 영역들로 화소들을 구분하는 작업이며 영상분할의 결과는 영상인식의 정확성에 큰 영향을 미친다. MRI(Magnetic Resonance Imaging)으로부터 정상적인 세포조직 또는 뇌종양과 같은 비정상적인 세포조직의 가시화와 분석을 위해서는 대상 세포조직의 적절한 분류를 필요로 한다. 하지만 기존의 영역 검출 방법으로는 잡음이 섞여 있는 영상에서 여러 가지의 처리과정(주로 잡음 제거)이 필수적이고 그런 과정으로 인해 정확한 영역 검출이 힘들게 된다.

이에 잡음이 있더라도 이를 제거하기 위한 처리가 필요 없이 영역기반으로 필요한 파라미터의 추정을 통한 MRF(Markov Random Field)를 이용하여 보다 효율적이고 정확하게 MRI에서 질환 영역을 검출할 수 있다.

I. 서론

최근 첨단기술의 발달에 힘입어 인체의 내부 구조에 대한 시각정보를 제공하는 의료영상 장비가 계속 개발되고 있으며 의료영상을 이용한 질환의 진단 및 예방의 폭이 날로 확대되어 가고 있다. 이것은 의료영상의 처리기술을 통하여 더욱 효율적으로 영상이 제공하는 정보를 추출할 수 있기 때문이다.

그런 의료영상 장비로 질환 부분을 검출하기 위한 영상을 획득하는 과정에서 실제 영상에 많은 양의 잡음이 첨가된다. 이를 제거하기 위해 여러 종류의 필터를 이용하여 첨가된 잡음을 제거하게 된다.

하지만 필터링을 거치게 되면 원래의 영상을 이루고 있던 영역들에 영향을 미쳐 각각의 영역들이 커지거나 작아지게

된다. 이렇게 되면 최종적으로 획득된 영상에서 질환이 있는 영역의 크기가 실제와 다르게 된다. 이는 곧 환자의 생명과도 직결되는 큰 문제점이다.

하지만 MRF는 필터링과 같은 전처리를 거치지 않고, 각 화소의 값뿐만 아니라 일련의 화소군(group of pixel)들의 배열 상태, 평균, 분산 등의 통계적인 특성을 파악하여 화소군들이 어떤 특성을 갖는가에 따라 각각 다른 영역으로 분할한다.

II. Markov Random Field

2D 영상에서 (i, j) 는 임의의 한 픽셀을 나타낸다고 할 때,

$$S = \{(i, j) | 1 \leq i \leq N_i, 1 \leq j \leq N_j\} \quad (1)$$

인 S 를 환경공간(Configuration Space) 또는 격자공간(Lattice Space)이라고 하고, 각 격자점에 위치한 확률변수 F_i 의 집합 $F = \{F_i\}$ 를 랜덤필드라고 한다.

각 확률변수는 M 개의 원소를 갖는 집합

$$L = \{0, 1, 2, \dots, M-1\} \text{ 안에서만 값을 가진다.}$$

$$F_1 = f_1, F_2 = f_2, F_3 = f_3, \dots, F_m = f_m \text{ 을 결합}$$

사건(Joint Event)이라 하며, $F = f$ 로 간략히 표기한다. 따라서, F 의 환경공간은

$$f = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_m\} \text{이다. 이때, 확률변수에}$$

할당되는 값은 (i, j) 위치에서의 명암도 값이 된다.

이산적인 L 집합에서 랜덤변수 F_i 가 취할 확률은

$P(F_i = f_i)$ 혹은 $P(f_i)$ 로 표기하고, 결합확률(Joint Probability)은

$$P(F = f) = P(F_1 = f_1, F_2 = f_2, \dots, F_m = f_m) \text{이며,}$$

간단히 $P(f)$ 로 표기한다.

연속적인 L 집합에서의 각 확률밀도함수(p.d.f)는 $p(F_i = f_i)$ 이고, $p(F=f)$ 로 표기한다. 따라서 L 의 원소로 구성된 영상을 Ω 라 할 때, Ω 는 무수한 영상들을 뜻하며

$$\begin{aligned} \Omega &= \prod_{i=1}^N L_i \\ &= L_1 L_2 L_3 \cdots L_N \end{aligned} \quad (2)$$

식(2)는 $f = \{f_i\}$ 로 구성된 모든 가능한 영상을 표현하게 된다.

Site는 한 점 또는 유클리디언(Euclidian) 거리에서의 어떤 영역(가령 픽셀, 모서리의 점, 선의 일부, 면의 조각등)을 나타내는 용어로 사용되며, Site들간의 내부적인 상호관계는 이웃시스템(Neighborhood System)에 의해 유지된다. 격자 S 의 이웃시스템을 N 이라고 할 때,

$N = \{N_i | \forall i \in S\}$ 이고 N_i 는 i 인근의 sites의 집합이다.

이웃시스템은 다음의 특징을 가진다.

- (1) site 그 자신은 이웃에 포함되지 않는다.
: $i \notin N_i$
- (2) 이웃간의 관계는 상호적이다.
: $i \in N_{i'} \leftrightarrow i' \in N_i$

격자 S 에 대해서 (i, j) 의 이웃집합은 반경 r 이내의 근접 site의 집합으로 정의된다.

$$N_i = \{i' \in S | [dist(i', i)]^2 \leq r, i \neq i'\} \quad (3)$$

여기서 $dist(A, B)$ 는 Euclidean 거리이고, r 은 정수값을 사용한다

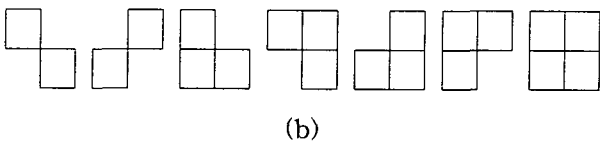
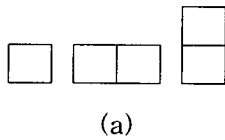


Fig. 1. 1차, 2차 Clique

MRF는 다음의 조건을 만족하는 확률분포의 랜덤필드로 정의한다.

- (1) $P(f) > 0, \forall f \in F$: Positivity
- (2) $P(f_i | f_{S-(i)}) = P(f_i | f_{N_i})$: Markovianity

Positivity 라는 것은 실제 응용면에서 몇몇 이유 때문에 사용되는데, 여기서는 Positivity = TRUE 이면 랜덤필드의 결합확률 $P(f)$ 가 랜덤필드의 조건부 확률에 의해 계산이 가능하게 된다.(Besag, 1974)

Markovianity는 랜덤변수 F 의 지역적 특성을 나타내는 것으로, 한 site에서의 라벨은 그 주변 site들에만 의존한다는 의미이다.(locality)

MRF를 특징짓는 데는 두 가지 접근법이 있다. 조건부 확률인 $P(f_i | f_{N_i})$, 그리고 결합확률(joint probability) $P(f)$ 인데 Bayes 정리에 의하면, 조건부 확률은

$$P(A_i | B) = \frac{P(A_i)P(B|A_i)}{P(B)} = \frac{P(A_i)P(B|A_i)}{\sum P(A_i)P(B|A_i)} \quad (4)$$

($P(A_i | B)$: 사후확률, $P(B | A_i)$: 조건부 사전확률(likelihood))로 사전확률과 사후확률로 표현이 가능하다

III. MLL(Multi Level Logistic) Model

$L = \{1, 2, \dots, M\}$ 이 $M > 2$ 인 이산 값을 갖는다고 할 때, clique 퍼텐셜은 clique의 형태(크기, 모양, 방향성)와 local configuration $f_c \cong \{f_i | i \in C\}$ 에 의존한다.

clique에 대해서 MLL의 clique 퍼텐셜은

$$V_c(f) = \begin{cases} \zeta_c, & \text{if same label.} \\ -\zeta_c, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

ζ_c 는 clique의 형태에 따른 퍼텐셜이며, single-site clique에 대해서, clique들은 그 site에 할당된 label에 의존적이다.

$$V_c(f) = V_1(f_i) = \alpha_I \quad \text{if } f_i = I \in L \quad (6)$$

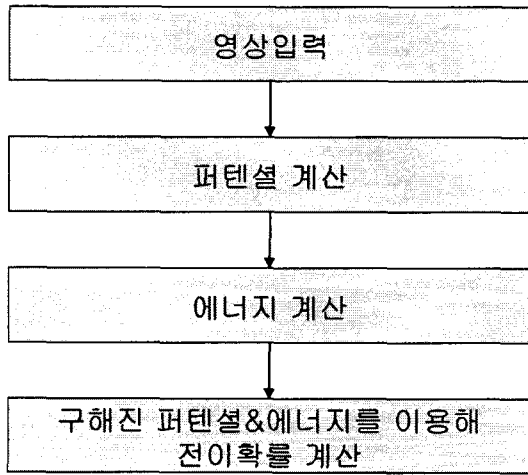
α_I 는 라벨값이 I 인 퍼텐셜이다. MLL 모델을 제2차의 clique 퍼텐셜로 표현하여, single-site의 α 와 pair-sites의 β 파라미터만 존재한다고 가정하면, pair 부분의 clique 퍼텐셜함수는

$$V_2(f_i, f_{i'}) = \begin{cases} -\beta_c, & \text{if on clique } \{i, i'\} = c \in C_2 \\ & \text{have the same label.} \\ \beta_c, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

이다.

β_c 는 clique c 의 형태에 따른 β 파라미터이며 C_2 는 pair-sites cliques 집합이다. α_I 값은 각 발생 영역형태에서의 픽셀의 비율을 조절하는 역할을 하며, 다른 파라미터들은 cluster의 크기와 방향성을 결정한다.

IV. Detection Algorithm



화소 (1,1)에서부터 (N,N)까지 이동하면서 각 화소 위치에서 다음의 연산을 수행한다.

현재 위치 (i,j)와 주변 이웃 화소들로부터 앞에서 설명한 각각의 파라미터들을 계산하고 추출한다.

이에 따라 최종적인 전이확률을 계산하여 현재의 화소값만 새로운 값을 갖고 나머지 화소 값들은 입력화소와 동일한 값을 갖는다.

이때 전이 확률 p 는

$p = \min(1, \text{현재 화소를 처리해서 구한 확률})$ 로 구하고 확률 p 로서 현재의 처리할 화소값을 새로운 값으로 대체한다.

2차 이웃 시스템 MLL 모델을 사용할 경우 전이 확률 p 는 다음과 같이 간단해진다.

$$\frac{P(X=z|Y=y)}{P(X=x|Y=y)} = e^{-\Delta U} \quad (8)$$

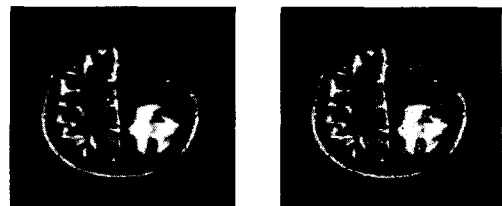
$$\begin{aligned} \Delta U &= U(z|y) - U(x|y) \\ &= \frac{1}{2\sigma^2} [(y_{ij} - \mu_g)^2 - (y_{ij} - \mu_{x_i})^2] \\ &\quad + \beta_1 [l(g, x_{i+1,j}) - l(x_{ij}, x_{i+1,j}) \\ &\quad \quad + l(g, x_{i-1,j}) - l(x_{ij}, x_{i-1,j})] \\ &\quad + \beta_2 [l(g, x_{i,j+1}) - l(x_{ij}, x_{i,j+1}) \\ &\quad \quad + l(g, x_{i,j-1}) - l(x_{ij}, x_{i,j-1})] \\ &\quad + \beta_3 [l(g, x_{i+1,j+1}) - l(x_{ij}, x_{i+1,j+1}) \\ &\quad \quad + l(g, x_{i-1,j-1}) - l(x_{ij}, x_{i-1,j-1})] \\ &\quad + \beta_4 [l(g, x_{i+1,j-1}) - l(x_{ij}, x_{i+1,j-1}) \\ &\quad \quad + l(g, x_{i-1,j+1}) - l(x_{ij}, x_{i-1,j+1})] \end{aligned}$$

여기서 $l(x, y)$ 는 이웃화소들간의 유사도를 나타내는 likelihood 함수이며, MLL 모델에서는 중심화소와 주변화소가 같으면 1, 다르면 -1을 갖는다.

그런데 MLL 모델은 이렇게 너무 극단적인 값을 가지므로 본논문에서는 적절한 임계치를 이용하여 MLL 모델을 수정하였다.

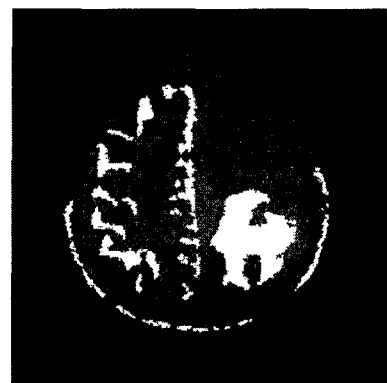
N 은 영상의 크기를 나타내고, μ_x 는 label x 를 갖는 영역의 레벨값이며 σ 는 Gaussian 잡음의 표준 편차이다.

V. 실험결과



(a)

(b)

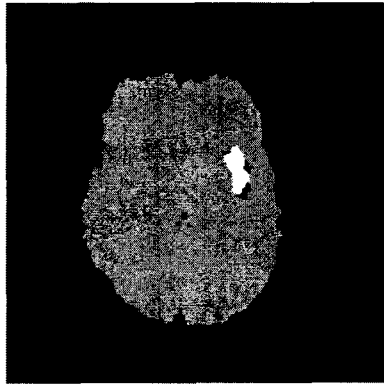


(c)

Fig. 2. (a) original image, (b) noisy image, (c) result image



(a) (b)

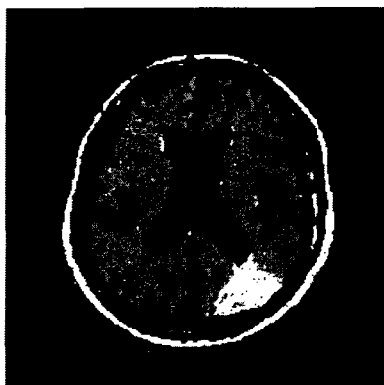


(c)

Fig. 3. (a) original image, (b) noisy image, (c) result image

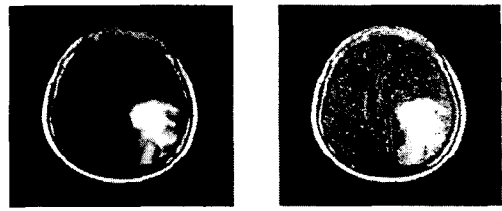


(a) (b)

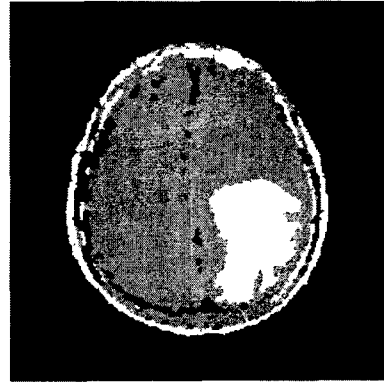


(c)

Fig. 4. (a)original image, (b)noisy image, (c)result image



(a) (b)



(c)

Fig. 5. (a) original image, (b) noisy image, (c) result image

MRF를 이용하여 한 영상에서 각각의 영역을 다른 영역으로 나눌 수 있는 최적의 파라미터를 찾아내어 이를 바탕으로 영역 분할을 시행하여 분할된 영역으로부터 질환이 있는 영역을 검출할 수 있었다.

실험에 사용된 영상은 PACS(Picture Archiving and Communications System) 장비에서 획득한 영상이며, 크기는 256×256 이며, 잡음은 평균=0, 표준편차=20인 가우시안이다.

참고로 자기 공명 영상은 촬영전 환자의 질환이 있는 부분을 표현하기 위해 환자에게 특수 약물을 복용하게 하고, 이에 따라 질환 부분은 영상에서 흰색으로 나타나게 된다.

VI. 결론

본 연구에서는 마르코프 랜덤 필드 모델중의 하나인 MLL 모델을 적절한 임계치를 사용할 수 있도록 수정하여 이를 이용해서 자기 공명 영상에서 각각의 영역을 결정지을 수 있는 파라미터를 추출하여 기존의 알려진 방식들보다 비교적 정확하게 질환이 있는 영역을 검출하였다.

향후 영상 분할에서 나타나는 상전이 현상과 실제 자연 텍스처 영상에도 적용하여 어떠한 문제점이 있는지를 알아보고 이를 개선해볼 필요가 있을 것 같다.

참고문헌

- [1] Robert M. Haralick, K. Shanmugam, and Its'hak dinstein, "Texture Features for Images Classification," IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-3, No.6, November, 1973.
- [2] Besag, J. "Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems," Journal of the Royal Statistical Society, Series B 36, pp.192-236. 1974.
- [3] G. R. Grimmett, "A theorem about random fields," Bulletin of the London Mathmetical Society, vol. 5, pp. 81-84, 1973.
- [4] J. M. Hammersley and P. Clifford, "Markov fields on finite graphs and lattices," 1971.
- [5] P. Brodatz, *Textures - a photographic album for artists and designers*, New York: Dover Publications Inc., 1966.
- [6] Stan Z. Li "Bayesian Object Matching," Journal of Applied Statistics, vol.25, No.3, pp.425-443, 1998.
- [7] Stan Z. Li, Han Wang, Kap Luk Chan "Energy Minimization Labeling," Journal of Mathematical Imaging and Vision, 7, 1-162, 1997.
- [8] Stan Z. Li, "Markov Random Fields in Computer Vision," In Proceeding of the European Conference on Computer Vision, vol B. Stockholm, sweden, pp361-370.
- [9] Rupert D. Paget, "Nonparametric Markov Random Field models for natural texture images," Ph.D approved paper, The Univ. of Queensland, 1999.
- [10] Stuart Geman and Donald Geman, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-6, No.6, 1984.