논문 2009-46CI-6-1

명암도 기반의 의료영상 정합을 위한 최적화 방법

(Optimization Methods for Medical Images Registration based on Intensity)

이 명 은*, 김 수 형**, 임 준 식***

(Myungeun Lee, Soohyung Kim, and Junsik Lim)

요 약

본 논문에서는 명암도 기반의 의료영상 정합을 위한 최적화 방법을 소개하고자 한다. 제안하는 최적화 방법은 조건부 확률의 엔트로피에 기반한 측도를 사용함으로써 수행된다. 본 논문에서는 정합을 수행하기 위해서 주어진 두 영상의 명암도에 대한 조인트 히스토그램으로부터 계산된 조건부 엔트로피를 개선하여 새로운 정합 방법의 측도로써 정의한다. 그리고 기존의 명암도 기반의 방법들 즉, 명암도 차이 측정을 이용한 방법, 상관계수를 이용한 방법, 상호정보량을 이용한 방법 등과 비교 실험을 수행한다. 단일 모달리티 뇌 MR 영상을 이용한 실험과 서로 다른 모달리티 뇌 MR 영상과 CT 영상의 정합 결과를 통해서 성능을 평가한다. 실험결과에 의하면 제안한 방법이 기존의 최적화 방법들 보다 최적화 하는데 소요되는 시간이 더 빠르고 정확한 정합이 됨을 알 수 있다.

Abstract

We propose an intensity-based image registration method for medical images. The proposed registration is performed by the use of a new measure based on the entropy of conditional probabilities. To achieve the registration, we define a modified conditional entropy (MCE) computed from the joint histograms for the area intensities of two given images. And we conduct experiments with our method as well as existing methods based on the sum of squared differences (SSD), normalized correlation coefficient (NCC), normalized mutual information (NMI) criteria. We evaluate the precision of SSD-, NCC-, MI- and MCE-based measurements by comparing the registration obtained from the same modality magnetic resonance (MR) images and the different modality transformed MR/transformed CT images. The experimental results show that the proposed method is faster and more accurate than other optimization methods.

Keywords: Medical Image Registration, Conditional Entropy, Mutual Information, MR, CT

I. 서 론

의료기술의 발전과 함께 의료기관에서 사용되는 영상 데이터량이 증가함에 따라 대용량 의료영상의 해석을 위해서는 의사들의 육안 검사보다는 영상처리 기술을 이용한 자동화 방법이 필요하다. 특히, 의료영상에서 동일 부위를 촬영한 서로 다른 영상의 경우 내포하고 있는 정보가 다를 뿐 아니라 두 영상이 서로 다른 해상도, 촬영지점 및 시점에서 얻어지게 되므로 단순히 겹쳐서 영상을 보는 데 한계가 있다. 따라서 해부학적 정보와 기능적 정보의 결합을 통하여 처치 전 병소의 위치를 정확하게 진단하기 위한 목적이나 병변의 진행과정 추적 및 환자 집단 간 특성 분석 등을 위하여 다양한 의료영상 정합 방법이 활용되고 있다.

영상 정합은 공간좌표가 서로 다른 영상에서 연관관계를 쉽게 파악하기 위하여 동일 좌표계로 정렬하는 것으로 서로 중첩되는 기하학적 변환을 찾는 과정이다[1].

* 정회원-교신저자, ** 정회원, *** 학생회원,
전남대학교 전자컴퓨터공학부
(Department of Computer Science, Chonnam National University) melee@chonnam.ac.kr

※ 이 논문은 2007년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. R01-2007-000-20486-0).
접수일자: 2009년9월28일, 수정완료일: 2009년11월2일

기존 의료영상 정합 관련연구 중 강체 영상정합 방법에는 표식기반, 표면기반, 명암기반 정합방법이 있다[1-3].

먼저 표식기반 정합방법은 두 영상의 두드러진 특징 부위에 제한된 수의 표식기를 지정한 후, 표식기 간의 거리차를 계산하여 정합하는 방법이다. 이러한 표식기반 정합방법은 비교적 정확한 정합 결과를 제시하고, 간단한 계산방법으로 빠른 정합을 제공하는 반면, 표식기 지정을 위하여 사용자와의 빈번한 상호작용이 필요하고, 표식기 지정 위치에 따라 정합의 정확성이 영향을 받는다.

표면기반 정합은 두 영상에서 각각 표면 영역을 분할하고, 이의 경계를 가지고 유사도 평가를 수행하기 때문에 정합시간이 빠른 대신 표면 영역이 얼마나 정확하게 분할되었는지가 정합 결과에 큰 영향을 준다.

명암기반 영상정합은 전체 영역을 전처리 과정 없이 두 영상의 복셀 간 상관도를 측정하기 때문에 상대적으로 정확도가 높은 대신 모든 영역들을 가지고 유사도 평가를 하기 때문에 수행시간이 오래 걸린다.

따라서 본 논문에서는 수행시간을 단축하면서 정확한 정합 결과를 얻는데 주안점을 두고 의료영상 정합 방법을 제안하고 기존의 명암도 기반의 방법들과 비교하고자 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 Ⅱ장에서는 기존의 명암도 기반의 의료영상 정합 방법에 관하여 기술하고 Ⅲ장에서는 개선된 조건부 엔트로피 방법을 이용한 의료영상 정합 방법에 대한 내용을 기술하며, Ⅳ장에서는 제안한 방법과 기존의 명암도 기반 방법들 간의 비교 실험을 보여주며, Ⅴ장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 기존의 명암도 기반의 의료영상 정합

1. 명암도 차이 측정을 이용한 방법(SSD)

명암도 차이를 측정하여 영상정합에 이용하는 방법은 두 영상간 즉, 기준(reference)영상과 타겟(target)영상 간의 명암도 차이를 측정하여 영상 정합을 실시하는 방법이다. 이 방법은 가장 직관적인 유사성 측정 방법으로 두 영상이 완전히 정렬되었을 때, 명암도 차이는 0이 되며, 정렬되지 않은 상태일수록 높은 수치를 갖는다.

$$SSD = \sum_{a,b} p(a,b)(a-b)^2 \tag{1}$$

여기서, a는 기준영상에서의 명암 값이며 b는 타겟영상에서의 명암 값을 나타내고, $p(a,b)$는 각각의 영상에 대해서 a,b의 명암 값이 나타날 확률이다.

2. 상관계수를 이용한 방법(CC)

상관계수를 이용한 측정 방법은 서로 겹쳐지는 부위나 관심부위 내에서 대응되는 영역들의 명암도 차이를 최적화하는 방법이다. 이 방법은 주로 기준영상과 타겟영상의 밝기값 간 선형적 연관관계가 있을 때 사용하는 방법이며, 수식은 다음과 같다.

$$CC = \frac{\sum_{a,b} p(a,b)(a-m_a)(b-m_b)}{\sqrt{\sum_a p(a)(a-m_a)^2}\sqrt{\sum_b p(b)(b-m_b)^2}} \tag{2}$$

$$m_a = \sum_a a\,p(a), \quad m_b = \sum_b b\,p(b)$$

3. 조인트 엔트로피를 이용한 방법

서로 다른 영상 형태의 정합을 위한 방법인 조인트엔트로피 방법은 샤논(Shannon)이 정의한 확률정보를 불확실성 정보로 변환해주는 함수인 엔트로피를 기반으로 한다.

두 영상 I_1, I_2의 확률변수 관계를 알기위한 조인트 엔트로피는 식 (3)과 같다.

$$H(I_1, I_2) = \sum_{a,b} p(a,b) \cdot \log p(a,b) \tag{3}$$

이러한 조인트 엔트로피 측정은 이변량 히스토그램과 확률밀도 계산으로 이루어지는 것으로 기준영상과 타겟영상이 완전히 정렬되었을 때, 이변량 히스토그램은 어느 한쪽으로 조밀하게 모이는 형태의 그래프를 나타내며, 반대의 경우는 전체적으로 퍼지는 형태의 그래프를 나타낸다. 그러나 정합하고자 하는 두 영상의 중복되는 부위의 이변량 히스토그램과 확률밀도를 측정하는 것으로 중복된 부위의 히스토그램의 변화를 가지고 오므로 정합의 정확성과 견고성을 떨어뜨리는 문제점을 갖고 있다.

4. 상호정보량을 이용한 방법

상호정보량을 이용한 방법은 조인트 엔트로피의 문제점을 해결하기 위하여 엔트로피 대신 정보이론[6]에서 많이 사용하는 상호정보를 이용하는 방법이다. 이 방법

은 최근 많은 연구가 되고 있는 방법으로 각종 비교 연구를 통하여 정확하고 견고한 정합 방법으로 알려져 있다. 조인트 엔트로피 식 (3)에 의해 두 영상 I_1, I_2의 상호정보는 다음 식 (4)와 같이 정의된다.

$$MI = H(I_1) + H(I_2) - H(I_1, I_2) = \sum_{a,b} p(a,b) \cdot \log \frac{p(a,b)}{p_1(a)p_2(b)} \quad (4)$$

즉 상호정보량은 엔트로피를 계산함으로써 얻어지고, 각 영상의 엔트로피에서 조인트 엔트로피를 뺀 나머지가 된다. 상호정보량을 유사성 척도로 사용하는 영상 정합 방법에서는 얻어진 상호정보량이 최대가 되는 위치에서 실제 정합을 실시하게 된다. 그러나 영상에 지역적 오류가 많은 경우 정합의 어려움이 있으며, 영상의 공간적 정보가 제외된 상태에서 명암도 분포 관계만으로 상호정보를 평가할 경우, 유사성 측정 과정에서 높은 정합 오차율이 발생할 수 있는 단점이 있다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 Studholme[7] 등은 다음 식(5)와 같이 정규화된 상호정보를 계산하여 이를 최대화하는 기하학적 변환 매개변수 탐색 방법을 제안하였다.

$$NMI = \frac{H(I_1) + H(I_2)}{H(I_1, I_2)} \quad (5)$$

III. 개선된 조건부 엔트로피 방법을 이용한 의료영상 정합

상호정보량과 같이 엔트로피의 개념을 이용하여 각 영상의 조건부 엔트로피의 결합을 유사성 척도로 이용하여 최대가 되는 위치에서 영상의 정합을 실시하게 되는 방법이 개선된 조건부 엔트로피(MCE: Modified conditional entropy) 방법[8]이다.

입력된 두 영상 중 하나는 기준영상 F와 타겟영상 M이라하고, 이때 서로 중첩되는 영역의 집합을 S라 하자. 이때 $u_1, u_2, ..., u_n$과 $v_1, v_2, ..., v_m$은 집합 S에 속하는 각 영상의 픽셀 값 s들에 대하여 각각 F와 M에 속하는 픽셀 들의 명암도 값이다.

타겟영상 M에서 픽셀 s의 명암도 v_i는 기준영상 F의 변환된 위치 $T_\alpha(s)$의 명암도 u_i와 대응한다. $p(u_i|v_j)$은 명암도 v_j를 갖는 타겟영상 M에서 픽셀 s가 주어졌을 때, 명암도 u_i를 갖는 기준영상 F의 조건부 확률을 나타내며 식(6)의 조건을 만족한다.

$$\sum_{i=1}^{n} p_{F|M}(u_i \mid v_j) = 1 \ , \ j = 1, ..., m$$
$$0 \le p(u_i \mid v_j) \le 1 \ , \ 1 \le i, j \le n, m \quad (6)$$

따라서 조건부 확률의 엔트로피를 다음과 같이 정의한다.

$$ECP_{F|M}(u_i \mid v_j) = -\sum_{u,v} p_{FM}(u_i, v_j) \log p_{F|M}(u_i \mid v_j) \quad (7)$$

또한, 이와 반대의 경우에 대한 조건부 확률의 엔트로피를 $ECP_{(M|F)}$라 정의하고 동일한 방법으로 정의할 수 있다. 이렇게 얻어진 두 영상의 각각의 조건부 엔트로피를 결합하여 식 (8)의 개선된 조건부 엔트로피로 정의하고, 정합의 최적화를 위한 유사성 척도로 사용한다.

$$MCE = ECP_{(F|M)}(u_i|v_j) + ECP_{(M|F)}(v_j|u_i) \quad (8)$$

따라서 개선된 조건부 엔트로피에서 모든 조건부 확률은 식 (9)로 표현할 수 있다.

$$p_{F|M}(u_i \mid v_j) = \frac{N_{ij}}{N_{\cdot j}}, \quad p_{M|F}(v_j \mid u_i) = \frac{N_{ij}}{N_{i\cdot}} \ , \ i = 1, ..., n, j = 1, ..., m \quad (9)$$

여기서, $p(u_i, v_j)$는 두 영상의 명암도에 대한 조인트 확률을 나타내고 다음 식(10)과 같다.

$$p_{FM}(u_i, v_j) = \frac{N_{ij}}{N}, \ i = 1, ..., n, \ j = 1, ..., m \quad (10)$$

여기서, n과 m은 명암도의 범위 값을 갖는다.

위의 정의를 이용하여 조건부 엔트로피의 개념을 정리하면, 두 영상에 대한 각각의 조건부 확률을 결합한 개선된 조건부 엔트로피 최종식은 식(11)과 같이 정의된다.

$$MCE = ECP_{(F|M)}(u_i|v_j) + ECP_{(M|F)}(v_j|u_i) = -\left(\sum_{u,v} p_{FM}(u_i, v_j) \log p_{F|M}(u_i|v_j) + \sum_{v,u} p_{MF}(v_j, u_i) \log p_{M|F}(v_j \mid u_i)\right) \quad (11)$$

이것은 기준영상에 있는 픽셀의 밝기 값과 타겟영상

의 밝기 값의 불일치정도를 나타내는 척도가 된다. 일반적으로 영상 정합에서 가장 많이 사용되는 상호정보량을 이용하는 방법은 기준영상 F의 엔트로피에서 타겟영상 M이 주어졌을 때, F의 조건부 엔트로피를 감한 것과 같다.

본 논문에서 제시하는 개선된 조건부 엔트로피는 각각의 조건부 엔트로피를 결합한 정보를 사용함으로써 더욱 안정적인 결과를 보여줄 수 있다. 개선된 조건부 엔트로피 함수를 영상정합의 기준으로 사용함으로써 이것을 최대로 하는 기준영상에 대한 타겟영상의 공간적 변환을 찾게 된다.

Ⅳ. 실 험 결 과

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 PC는 2.67Ghz 코어 2 프로세서와 2GB RAM의 메모리를 장착하고 GeForce 7600의 그래픽 카드를 사용하였다. 먼저 단일 모달리티 영상간 정합을 실시하였다. 실험에 사용된 영상은 벤더빌트 대학교에서 제공하고 있는 공개된 영상을 사용하였다. 그림 1은 단일 모달리티 영상간 실험에 사용된 뇌 MR 영상을 나타내고 있다. 영상의 크기는 256x256이며, 정합을 위해서 원본영상은 기준영상으로 사용하고, 정확성을 평가하기 위하여 가우시안 노이즈가 첨부되고 시계 반대방향으로 5도 회전된 영상을 타겟영상으로 사용했다.

그림 2는 단일 모달리티 영상간의 정합 전의 결과와 정합 후의 결과를 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 정합 전의 두개골 부분과 뇌의 백질, 회백질 및 뇌척수 부분이 서로 일치하지 않는 모습을 확인할 수 있다. 반면에, 정합 후의 결과를 확인해 보면 두개골 부위와 뇌의 다른 해부학적 구조가 정확하게 일치함을 알 수 있다.

그림 1. 단일 모달리티 원본영상: 기준영상 (왼쪽), 타겟영상 (오른쪽)

Fig. 1. Original image for mono-modality: reference image (left), target image (right).

표 1의 결과는 기존의 명암도 기반의 방법들과 비교 실험한 후 정량적인 평가를 위해 영상들 간의 최적화에 소요된 시간과 최적해(optimal solution)를 찾기 위한 도구로 사용되는 에너지 함수를 사용하였다. 최적화에 소요되는 시간은 반복횟수 5회에 대한 결과를 비교한 것이며, 최적해를 찾는 에너지 함수는 오류를 많이 갖고 있는 상태일 때 에너지는 높은 값을 가지고, 적은 오류를 가지고 있을 때에는 에너지가 낮은 값을 갖게 되는 특성으로 비교하였다. 결과에서 확인할 수 있듯이 제안한 방법이 기존의 방법들에 비해 최적화에 소요되는 시간을 줄이면서도 정합 후의 영상들 간의 에너지 값이 가장 최소가 됨을 확인할 수 있었다.

따라서 제안한 방법이 기존의 명암도 기반의 방법들보다 효율적임을 알 수 있다.

서로 다른 모달리티 영상간 정합을 위해서 뇌 MR 영상(256x256)을 기준영상으로 뇌 CT영상(512x512)을 타겟영상으로 사용하였다. 실험에 사용된 데이터는 다

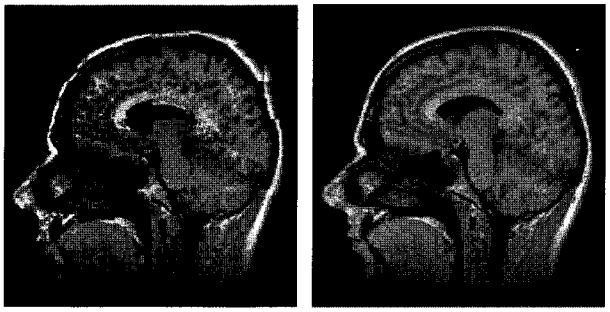

그림 2. 단일 모달리티 영상간의 정합 결과: 정합 전(왼쪽), 정합 후(오른쪽)

Fig. 2. Registration results for mono-modality: before registration (left), after registration (right).

표 1. 기존의 명암도 기반의 정합방법들과 제안한 방법의 비교 실험 결과

Table 1. Performance comparison of previous methods and proposed method.

방법 / 평가	기존의 정합방법			제안한 방법
	SSD	NCC	NMI	MCE
최적화시간 (단위:초)	0.088	0.134	0.101	0.077
에너지	0.541	-0.736	-0.654	-0.801
반복횟수	5	5	5	5

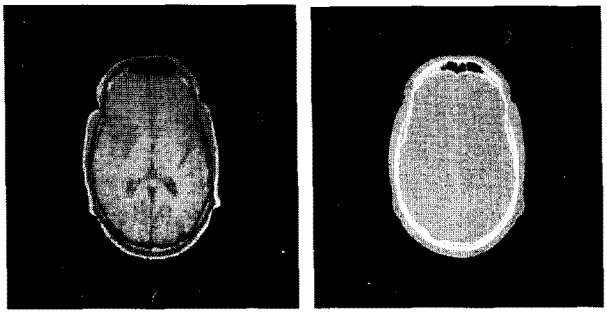

그림 3. 서로 다른 모달리티 원본영상: 기준영상(왼쪽), 타겟영상(오른쪽)

Fig. 3. Original image for multi-modality: reference image (left), target image (right).

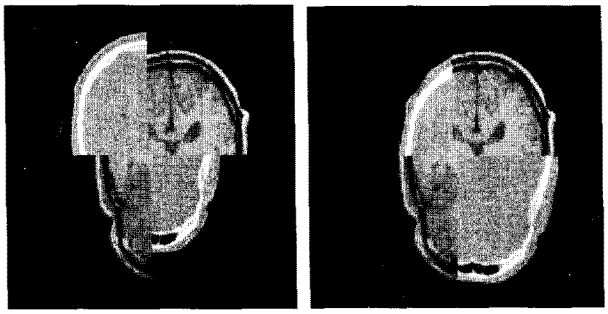

그림 4. 서로 다른 모달리티 영상간 정합 결과: 정합 전(왼쪽), 정합 후(오른쪽)

Fig. 4. Registration results for multi-modality: before registration (left), after registration (right).

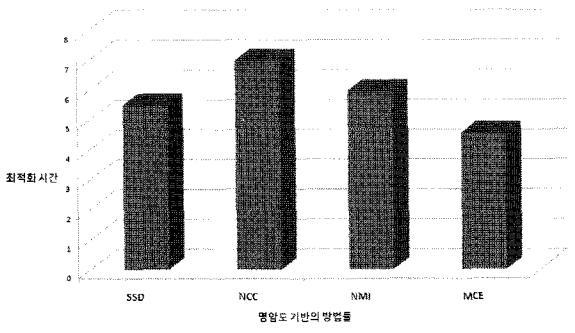

그림 5. 기존방법들과 제안한 방법의 최적화 소요시간 비교

Fig. 5. Comparative performance of optimization time with previous methods.

음 그림 3과 같다.

그림 4는 서로 다른 모달리티 영상간 정합 전(왼쪽)과 정합 후(오른쪽)의 결과를 나타내고 있다. 그림 4(왼쪽) 정합 전의 결과와 비교했을 때 단일 모달리티 영상간 정합과 같이 정합 후의 결과가 두개골 및 기타 해부학적 구조가 정확하게 일치하여 정합이 잘 되었음을 알 수 있다.

그림 5의 결과는 1회부터 5회까지의 반복횟수에 따른 최적화 소요시간을 평균하여 기존의 명암도 기반의 방법들과 제안한 방법을 비교한 결과이다. 결과에서 확인할 수 있듯이 제안한 방법이 기존의 방법들에 비해 최적화에 소요되는 시간은 줄였으면서도 정합된 결과에서는 기준영상에 대하여 타겟영상이 정확하게 정합됨(그림 4(오른쪽))을 확인 할 수 있었다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 개선된 조건부 엔트로피를 이용한 새로운 최적화 의료영상 정합 방법을 제안했다. 제안한 방법은 기준영상과 타겟영상에 각각의 전이 확률에 각각 다른 가중치를 할당함으로써 정의되었다. 제안한 방법의 강인성과 정확성을 평가하기 위해 기존에 가장 많이 사용되는 명암도 기반의 방법 명암도 차이 측정, 정규화된 상관계수, 정규화된 상호 정보량 방법 등과 비교하였다. 실험결과 제안한 방법이 기존의 명암도 기반의 기법들 보다 에너지 값을 최소화함으로써 더 정확한 정합의 결과를 확인할 수 있었고 정합을 실시하는데 필수적인 최적화 시간을 단축함을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] B. Xitova and J. Flusser, "Image Registraton Methods: A Survey," *Image and Vision Computing*, vol. 21, pp. 977-1000, 2003.

[2] J. V. Hajnal, D.L.G. Hill, D.J. Hawkes, "Medical Image Registration," CRC Press, USA, 2001.

[3] J. Beutel, H. L. Kundel, and R. L. Van Metter, "Handbook of Medical Imaging," vol. 2, SPIE PRESS, USA, 2000.

[4] 홍헬렌, 의료분야에서의 영상정합 연구, 한국정보과학회, 제 23권 제 10호, pp. 61-67, 2005년 10월.

[5] W. Wein, "Intensity Based Rigid 2D-3D Registration Algorithms for Radiation Therapy," Munich, Germany, December 2003.

[6] T. S. Yoo, "Insight into Images: Principles and Practice for Segmentation, Registration, and Image Analysis," ITK A K Peters, 2004.

[7] C. Studholme, D.L.G.Hill, and D.J.Hawkes, "An Overlap Invariant Entropy Measure of 3D Medical Image Alignment," *Pattern Recognition*, vol. 32, no.1, pp.71-86, 1999.

[8] W. H. Cho, S. W. Kim, M. E. Lee, S. H. Kim, S. Y. Park, and C. B. Jeong, "Multimodality

Image Registration Using Spatial Procrustes Analysis and Modified Conditional Entropy," Journal of signal Processing Systems, pp. 101-114, January 2009.

저 자 소 개

이 명 은(정회원)

1998년 목포대학교 전자공학과 학사 졸업.
2001년 목포대학교 전자공학과 석사 졸업.
2007년 목포대학교 전자공학과 박사 졸업.
2006년~2007년 목포대학교 정보공학부 초빙교수.
2007년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 박사후연구원.
<주관심분야 : 의료영상 분할 및 정합, 3차원 시각화, 패턴인식>

김 수 형(정회원)

1986년 서울대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.
1988년 한국과학기술원 전산학과 석사 졸업.
1993년 한국과학기술원 전산학과 박사 졸업.
1993년~1996년 삼성전자 멀티미디어연구소 선임연구원.
2000년~2002년 캐나다 Concordia 대학 CENPARMI 연구소 방문교수.
1997년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수
<주관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 문서영상 정보검색, 유비쿼터스 컴퓨팅>

임 준 식(학생회원)

2004년 전남대학교 전산학과 학사 졸업.
2007년 전남대학교 대학원 전산학과 석사 졸업.
2007년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 박사과정.
<주관심분야 : 객체추정, 문자인식, 3D 시각화>