

# 퍼지 군집, 예측과 하우스돌프 거리를 이용한 이동물체 추적 프레임워크 구축

## Construction of moving object tracking framework with fuzzy clustering, prediction and Hausdorff distance

소 영 성

Young Sung Soh

명지대학교 정보통신공학과

### 요 약

본 논문에서는 주어진 칼라 영상열을 분석하여 이동물체 추적을 할 수 있는 병렬 프레임워크를 구축한다. 병렬 프레임워크는 크게 탐색 공간 축소 부분과 추적 부분으로 나뉘며 탐색 공간 축소 부분은 퍼지 클러스터링과 칼만 필터를 이용한 예측 부분으로 구성되고 추적은 거리변환에 기반을 둔 하우스돌프 거리를 이용해 경계선 정합을 함으로써 이루어진다.

### ABSTRACT

In this paper, we present a parallel framework for tracking moving objects. Parallel framework consists largely of two parts: Search Space Reduction(SSR) and Tracking(TR). SSR is further composed of fuzzy clustering and prediction based on Kalman filter. TR is done by boundary matching using the Hausdorff distance based on distance transform.

## 1. 서 론

이동물체 추적이란 3차원 공간에서 시간의 흐름에 따라 움직이고 있는 물체를 시간 축에서 샘플링한 2차원 영상열을 분석함으로써 추적하는 것을 의미한다. 추적이 3차원적으로 이루어지는 경우는 동영상분석에서 3차원 운동 파라메타 측정과 유사한 맥을 가지고 있으며 추적이 2차원적으로 이루어지는 경우는 샘플링된 영상열 내에서의 위치 추적에 주안점을 둔다. 학계에 발표된 이동물체 추적에 관한 연구는 동영상 분석에 관한 것을 제외하고 대부분 2차원 추적에 관한 것이며 여기서 영상 샘플링을 위해 정적 혹은 동적 카메라를 가정한다. 이동물체 추적방법은 추적대상인 3차원 공간의 물체가 2차원 영상에 영역의 형태로 투영되었을 때 그 영역 혹은 그 영역의 경계선을 추적하는 이동영역/경계선 추적과 그 영역을 대표할 수 있는 특징점을 추적하는 이동점 추적으로 나뉠수 있다. 이

동점 추적의 경우 잡음에 의한 영향이 클 수 있다. 이동 영역 추적 방법 중 인식 기반 방법은 인식 과정에 많은 시간이 소요되고 모션 기반 방법은 추적 대상 물체의 개수가 증가하고 겹침(occlusion)현상 발생시 어려움이 있다. 영역상용 방법의 경우 추적대상 물체 증가시 상용을 위한 탐색공간이 폭발적으로 증가할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 칼라 영상열이 주어진 것으로 가정하고 병렬 프레임워크 구축을 통해 탐색 공간을 축소하고 축소된 탐색 공간내에서 영역의 경계선을 추적하는 방법을 제안한다.

## II. 관련 연구

지금까지 학계에 보고된 대부분의 이동물체 추적 방법은 농담영상을 가정하였고 칼라영상을 가정한 이동물체 추적 방법은 매우 드문 형편이다.

Jain et al.[1]은 칼라 정보를 이동차량 추적에 이

용하였는데 도로상에 1마일 간격으로 떨어져 있는 두 대의 카메라 A, B를 사용하여 A카메라에 잡힌 차량과 B카메라에 잡힌 차량간 정합을 이용하여 이동차량 추적을 시도하였다.

칼라 영상을 가정하고 세 장의 연속된 프레임으로부터 차영상을 이용하여 이동 영역 분할을 한다. 칼라 영상에 대한 차영상은 다음과 같이 정의 된다.

$$d(i, j) = \max_{k=R, G, B} \{ |f_1^k(i, j) - f_2^k(i, j)| \times |f_2^k(i, j) - f_3^k(i, j)| \}$$

여기서 세 장의 칼라 이미지 프레임  $f^1, f^2$  그리고  $f^3$ 는 각각  $t_1, t_2, t_3$ 에서 표본 추출된 것이다.

두번째 프레임  $f^2$ 에 대해서 split-and-merge의 결과인 칼라 영역과 Canny 에지 검출기[2]의 결과를 이용해 칼라 영역 분할을 하고 분할되어진 이동 영역과 융합해 움직이는 물체를 검출한다. 그러나 프레임내에 다수의 차량으로 인해 겹침현상이 존재할 경우 맨 앞의 차량이 분리되어야 하는데 이를 위해서 차량의 일반적인 형상 모델을 이용해 모델 기반 분할을 한다. 카메라 A로부터 표본 추출된 영상 프레임으로부터 검출된 이동 차량의 문부근의 균일한 칼라 영역과 차량들의 에지 정보는 데이터 베이스에 저장된다. 이 정보는 카메라 B의 입력으로부터 추출된 칼라영역의 칼라 히스토그램과 데이터베이스내에 저장된 정합값을 색인값으로 하는 Color indexing[3] 방법을 통해 상응 후보 차량의 수를 줄이고 최종적으로 에지정합 결과를 유사도 값으로 결정하게 된다. 그러나 차량 속도에 대한 사전 지식 및 두 카메라 사이의 도로 연계성이 전혀 고려되지 않았기 때문에 두 대의 카메라로부터 잡은 영상중 관련없는 많은 프레임들을 비교하게 되는 단점이 있다. 또한 유사한 칼라를 갖는 다수의 물체가 존재하고 그 물체들의 경계선 모양이 유사한 경우 혼란을 초래할 수 있는 문제점이 있다.

Huntsberger et al.[4]는 칼라 영상에 퍼지 클러스터링 방법을 적용해 각 픽셀의 특징 벡터로 RGB와 OHTA칼라 공간에서 균일한 칼라를 갖는 칼라 클래스들로 분류하기 위한 방법을 제안했다. 대상 영상에 대한 칼라 클래스 개수는 미리 알지 못하는 경우가 대부분이므로 이 방법에서는 칼라클래스의 사전 지식 없이 클러스터링할 수 있는 클러스터 collapse방법을 제안하였다. Huntsberger et al.[4]는 퍼지 클러스터링 방법을 단순히 칼라 영상 분할에 국한시켰으며 이동물체 추적과는 접목되지 않았다.

### Ⅲ. 제안된 방법

그림 1에 이동물체 추적을 위한 병렬 프레임워크가 소개되어 있다. 주어진 칼라 영상열은 Approximate Fuzzy C-means(AFCM) [5]을 이용해 클러스터링된 결과 나온 칼라 클래스 각각에 대해 독립적으로 추적을 행한다. 이 독립성으로 인해 프레임워크의 병렬화가 가능하다. 각 칼라 클래스에 속하는 물체가 1개인 경우는 그대로 상응이 되고 다수인 경우는 탐색 공간 축소를 위해 칼라 필터[6]를 적용하여 이동가능한 범위내의 물체만을 추적의 대상으로 삼는다. 이렇게 해서 탐색공간이 축소되면 영역 상응을 통해 추적을 하는데 겹침현상 발생시 같은 칼라 클래스내의 물체들은 뭉쳐진 형태로 나타나 개개의 모양 특징정보에 기반한 방법[7]으로는 상응에 어려움이 있다.

따라서 본 논문에서는 이의 해결을 위해 거리변환에 기반을 둔 부분 정합이 가능한 하우스돌프 거리[8]를 이용하여 영역의 경계선 정합을 행함으로써 추적을 하고자 한다.

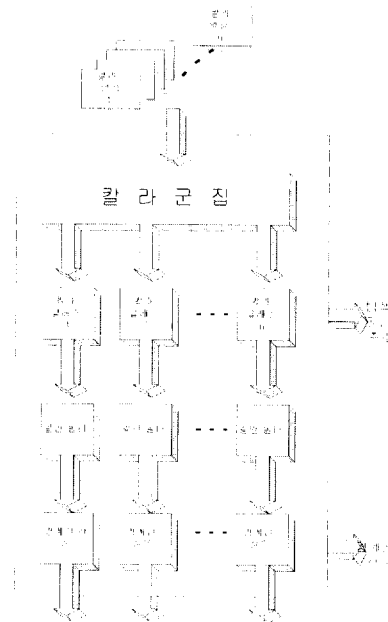


그림 1. 이동물체 추적을 위한 병렬 프레임워크  
Fig. 1 Parallel framework for moving object tracking

#### 3.1 퍼지 군집

클러스터링 방법은 크게 계층적 방법, 그래프이론적 방법, 목적함수 방법으로 나누어질 수 있으며 각각의 방법에는 크리슈 분류법과 퍼지 분류법이 있는데 본 논문에서는 퍼지 목적함수 방법 중

fuzzy c-means 알고리즘을 이동물체 추적에 적용한다. 같은 클러스터내의 원소들은 유사한 성질을 가지며 각각의 클러스터간에는 상대적으로 큰 성질차를 갖는다. Fuzzy c-means(FCM)알고리즘은 클러스터 중심값과 원소 상호간의 가중 유사치 값을 기반으로 반복적 수행을 통해 목적함수의 최적화를 추구하는데 목적함수는 다음과 같이 정의된다.

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1.1)$$

여기서,  $\mu_{ik}$ 는  $i^{th}$  클러스터 중심과  $k^{th}$  입력 데이터의 퍼지 소속값을 나타내며, 그 값은 고전적인 분류법에서는 0 혹은 1의 값을 갖는 반면 fuzzy 분류법에서는 0과 1사이의 실수를 갖는다.  $d_{ik}$ 는 norm metric을 나타내며 Euclidean, Diagonal, Mahalanobis norm 등이 될 수 있다.  $m$ 값은 지수 가중치이고, 수렴된 클러스터의 퍼지한 정도를 나타낸다.  $v$ 는 벡터값 형태의 클러스터 중심을 나타내는 행렬이고  $U$ 는 fuzzy c-partition이다.

FCM알고리즘을 실제 적용하기 위해서는 몇 가지 파라메타를 설정해야 하는데 그중 하나가 클러스터수( $c$ )이다. 대상 영상이 몇 개의 칼라 클래스를 가지고 있는지 미리 알고 있다면 문제가 없으나 실제 모르는 경우가 대부분이기 때문에 이를 위해서 Huntsberger et al.[10]이 제안한 클러스터 collapse 방법을 사용한다. 이 방법에서는 매 반복마다 일정 갯수의  $c$ 를 가정하는데  $i$ 번째 반복에서 얻은  $c$ 개 이하의 클러스터중심과  $i+1$ 번째 반복에서 얻은  $c$ 개 이하의 클러스터중심간 클러스터 분리도를 계산하여 분리도가 낮은 클러스터는 서로 융합해 한 클러스터를 만들고 이를 영상내 모든 화소들에 대한 분류가 끝날 때까지 적용하여 만들어진 클러스터들이 최종적인 클러스터가 되게 하는 방법으로써 클러스터 갯수에 대한 사전지식 없이도 FCM알고리즘을 적용할 수 있는 토대를 제공해 준다.

### 3.2 예측

칼만 필터의 기본 역할은 시스템의 이전 상태값들로부터 현재 상태에 관한 추정값들을 예측하는데 있다. 이러한 칼만 필터의 특성을 이용하여 이전 프레임에서 물체의 위치로부터 현재 프레임상에 올 수 있는 위치를 예측한다.

칼만 필터링 방법은 통계학적 근사에 기인한 방법으로 다음의 세 가지 기본식이 쓰인다.

$$\vec{u}'(t) = \vec{a}(t) * \vec{v}(t) \quad (2.1)$$

$$\vec{E} = \vec{u}(t) - \vec{u}'(t) \quad (2.2)$$

$$\vec{a}(t) = \vec{a}(t-1) + \vec{K} * \vec{E} \quad (2.3)$$

$\vec{u}'(t)$ : 시간  $t$ 에서의 시스템 출력 예측치

$\vec{a}(t)$ : 시간  $t$ 에서의  $1 * p$  추정계수 벡터

$\vec{v}(t)$ :  $1 * p$  벡터로 시간  $t-1, t-2, \dots, t-p$ 에서의 실제 시스템 출력

$\vec{E}$ : 예측값과 실제값의 차이

$\vec{u}(t)$ : 시간  $t$ 에서의 시스템 출력

$\vec{K}$ :  $1 * p$ 의 상수 벡터

현재 출력에 대한 추정치는 이전 실제 시스템 출력에 추정계수 벡터를 곱함으로써 얻을 수 있고 그 추정치와 실제 출력간의 차이를 가지고 다음에 쓰일 추정계수 벡터를 갱신하여 사용한다.  $\vec{K}$  벡터 요소값의 결정방법들은 제어이론에서 활발히 연구되었으며 그대로 상수값을 사용하는 방법과  $\vec{K}$  벡터값 역시 시간에 따라 갱신시켜주는 방식도 사용되었다.

영상에서는 X축 움직임과 Y축 움직임이 서로 연관되어 있지 않다고 가정하고 각 움직임에 대해 위의 식을 독립적으로 적용하여 X축과 Y축의 움직임을 예측하여 사용한다.

### 3.3 하우스돌프 거리

두 개의 유한 점집합  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ 와  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ 가 주어져 있을 때 하우스돌프 거리는 아래와 같이 정의된다. [8]

$$h(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (3.1)$$

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$$

$\| \cdot \|$ 은 적절한 norm

여기서  $h(A, B)$ 는 방향성 하우스돌프 거리라 불린다.

(3.1)식을 다시 쓰면,

$$h(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$$

$$= \max[\max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|,$$

$$\max_{b \in B} \min_{a \in A} \|a - b\|]$$

$$= \max[\max_{a \in A} d(a),$$

$$\max_{b \in B} d'(b)]$$

$$d(x) = \min_{b \in B} \|x - b\|,$$

$$d'(x) = \min_{a \in A} \|a - x\|$$

여기서  $d(x)$ 는  $B$ 의 보로노이 면(Voronoi surface) 혹은 거리변환이라 불린다.

본 논문에서는 연속되는 프레임중 첫 번째 프레임의 각 물체를 모델로 삼고 그 모델들이 나머지 프레임에서 어디에 위치하는지 방향성 하우스돌프 거리를 구하여 최소 거리를 갖는 물체로 상응되도록 하였고, 겹침현상 존재시 부분정합도 가능하다 는 것을 보인다.

## IV. 실험 결과

실험을 위한 칼라 영상열을 만들기 위해 여러색 깔과 모양의 물체들을 수동으로 움직여 가며 7프

레이름을 생성하였고 그림 2에는 그중 4프레임만 나타나 있다. 각 물체의 색깔과 이동 방향은 그림 3과 같다.  $F^2$ 에서  $F^3$ 로 가면서 파란 물체끼리의 겹침현상이 발생하고  $F^4$ 로 가면서 더욱 심해지며  $F^5$ 에서는 겹침현상이 없어지고 있음을 보인다. 그림 4는 AFCM을 이용 클러스터링 한 후의 파란색 클래스를 보여주고 있고 각 프레임간 칼 만필터를 적용한 결과 프레임상 모든 영역들이 이동예측 범위안에 들어와 그림 4가 그대로 경계선 상응을 위한 대상이 되었다. 그림 5는 파란색 클래스에 속하는 물체들의 경계선을 나타낸다. 그림 5에 거리 변환을 적용하여 생성된 보로노이 면이 그림 6에 나타나있고 그림 7은  $F^2$ 의 네모모양의 물체를 모델로 하고 그림 6의 보로노이 면 상에서 경계선 정합된 결과를 그림 6위에 오버레이 시켜 보여주고 있다. 그림 7의  $F^3$ 과  $F^4$ 에서 보듯이 겹침이 있는 경우에도 부분 정합을 통해 별개의 물체로 판별이 가능하며 이는 기존의 영역 상응 방법이  $F^3$ 과  $F^4$ 에서와 같이 두 물체가 융합되어 한 개의 물체로 보일 경우 보이는 그대로 하나의 물체로 간주하는 단점을 없앨 수 있다.

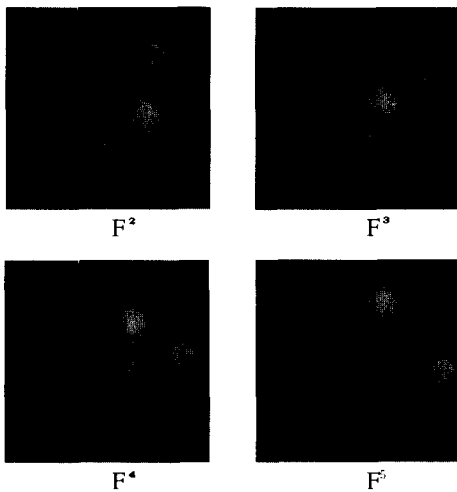


그림 2. 입력 영상열  
Fig. 2 Input image sequence

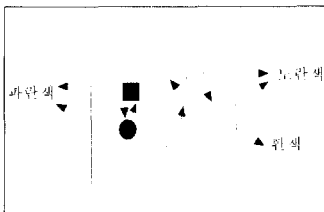


그림 3. 물체별 칼라 및 이동방향  
Fig. 3 Color and moving direction for each object

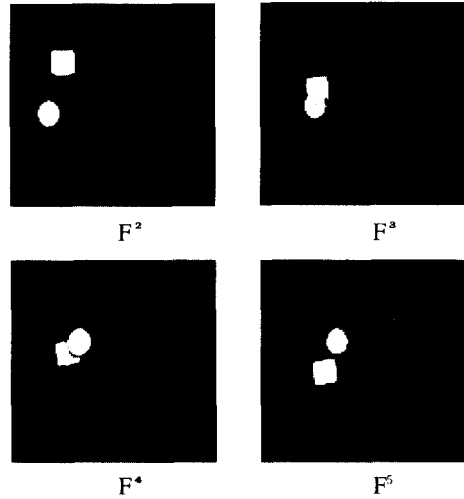


그림 4. 파란색 물체를 클러스터링한 결과  
Fig. 4 Clustering result for blue objects

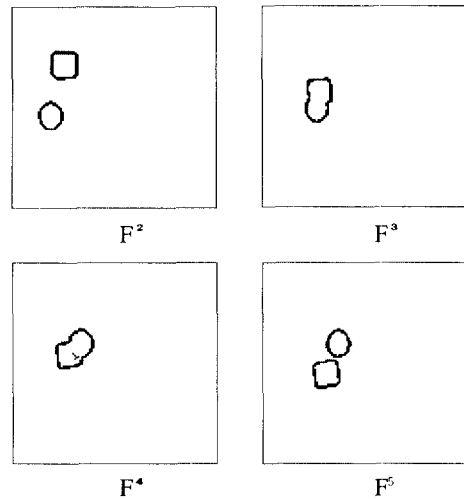
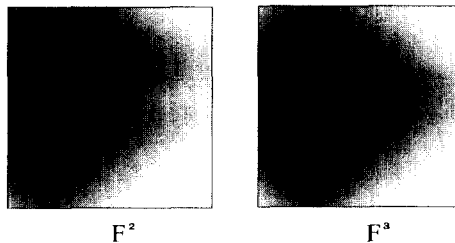


그림 5. 파란색 물체의 경계선을 구한 결과  
Fig. 5 Boundary for blue objects



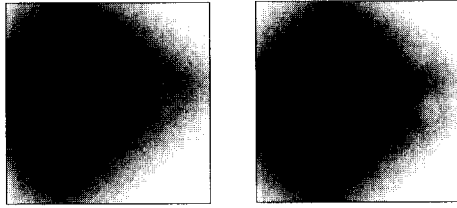


그림 6. 파란색 물체의 거리 변환 결과  
Fig. 6 Distance transform of blue objects

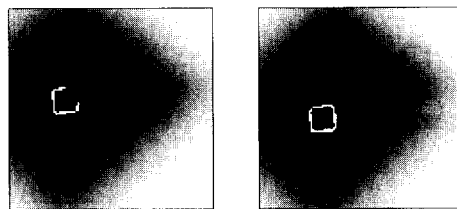
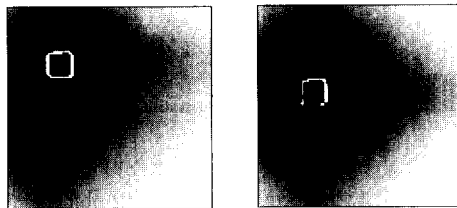


그림 7. 네모난 파란색 물체 정합 결과  
Fig. 7 Matching result for blue rectangle

## V. 결론

본 논문에서는 이동물체 추적을 위한 많은 방법 중에서 상대적으로 잡음에 둔감한 영역을 추적의 개체로 삼았고 프레임간 경계선 상응을 행함으로써 물체를 추적하는 방법을 제시하였다. 방법은 크게 두 단계로 나뉘는데, 첫 단계에서는 탐색 공간 축소를 행하고 두 번째 단계에서는 실제 상응을 행하게 된다. 첫 단계는 다시 두 개의 작은 단계로 나뉘는데 첫 번째 작은 단계에서는 추적 대상 물체를 칼라별로 구분해 같은 칼라인 것만을 추적의 대상으로 삼는다. 이를 위해 FCM을 이용한 칼라 영역 분할 방법을 사용하였고 실행 시간 단축을 위해 Lookup table을 이용한 AFCM 방법을 적용하였다.

이렇게 칼라 클러스터링이 완료되면 이제 추적은 동일한 칼라 클래스 안에서만 이루어지면 되므로 병렬 처리가 가능하고 또한 탐색 공간 축소효과를 얻을 수 있다. 두 번째 작은 단계에서는 칼

만 필터를 사용하는데 이는 같은 칼라 클래스내에서도 다수의 상응 대상 물체가 존재할 수 있기 때문에 현재까지의 이동 추세를 분석하여 앞으로의 이동 궤적을 예측하고 예측된 지역안에 있는 물체에 대해서만 상응을 행한다. 따라서 두번째 작은 단계를 통해 또 한번의 탐색 공간이 축소되고나면 남은 일은 실제 상응이다. 상응시키고자 하는 물체들이 잘 분리되어 있는 경우에는 비교적 용이하나 겹침 현상이 일어나면 같은 칼라 클래스내의 물체들은 서로 융합되어 원래의 모습을 많이 상실하게 된다. 이러한 경우에 부분정합이 필요한데 본 연구에서는 거리변환에 기반을 둔 방향성 하우스돌프 거리를 사용하였고 영역의 표현으로서 경계선을 사용하여 좋은 결과를 얻었다. 차후 연구 과제로는 본 연구에서 사용한 인위적 영상열 대신에 실제계 영상열을 사용하여 본 방법의 견고성을 검증하는 것이며, 물체 추적의 성격상 실시간 실행이 요구되므로 실행시간단축을 위한 연구가 필요하다.

## 참고 문헌

- [1] M. Dubuisson and A. K. Jain, "2D matching of 3D moving objects in color outdoor scenes," Proc. IU Workshop. 1994, pp.887-891.
- [2] J. Canny, A computational approach to edge detection, IEEE Trans. PAMI, Vol. 8, No. 6, pages 679-698, 1990.
- [3] H. Hoose and L. G. Willumsen. Automatically Extracting traffic data from videotape using the CLIP4 parallel image processor. Pattern Recognition Letters 6, pages 199-213, 1987
- [4] T. L. Huntsberger, C. L. Jacobs and R. L. Cannon. Iterative Fuzzy Image Segmentation. Pattern Recognition Vol. 18, No 2, pages 131-138, 1985
- [5] R. L. Cannon, J. V. Dave, and J. C. Bezdek "Efficient Implementation of Fuzzy C-means Clustering Algorithms", IEEE Trans., Vol.PAMI-8, No.2 March 1986, pp 248-255.
- [6] G. Minkler and J. Minkler, "Theory and Application of Kalman Filtering", Magellan.
- [7] Y. Soh and K. M. Baek, "Fuzzy Region Matching using moment invariants", 한국회 지시스템학회 논문지 제4권 4호, 1994, pp.19-25.
- [8] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderma, and W. J. Rucklidge, "Comparing Images using the Hausdorff Distance," IEEE Trans. PAMI-15, No.9, Sept. 1993, pp.850-863.
- [9] H. J. Zimmermann. Fuzzy Set Theory and Its Applications. Kluwer-Nijhoff Publishing, Pages 187-212, 1985.

- [10] T. L. Huntsberger, C. L. Jacobs and R. L. Cannon  
Iterative Fuzzy Image Segmentation. Pattern  
Recognition vol. 18, No2, pages 131-138, 1985.



**소영성(Young-Sung Soh) 정회원**

1956년 3월 4일생  
1978년 : 서울대학교 공업교육학과 학사  
1986년 : 미 Univ. of South Carolina 전  
산학과 석사  
1989년 : 미 Univ. of South Carolina 전  
산학과 박사  
1989년 9월 ~ 1991년 2월 : 시스템공학연

구소 선임연구원

1991년 3월 ~ 현재 : 명지대학교 전자정보통신공학부 부교수

\* 관심분야 : 영상처리, 비전, 인공지능

---