

Gaussian 혼합모델 기반 조명 변화에 강건한 연기검출 알고리즘

박장식* · 송종관* · 윤병우*

Gaussian Mixture Model Based Smoke Detection Algorithm Robust to Lights Variations

Jang-Sik Park* · Jong-Kwan Song* · Byung-Woo Yoon*

요약

본 논문에서는 시간과 기후에 따라 변화하는 영상의 밝기와 색상 변화에도 강건한 연기검출 알고리즘을 제안한다. 제안하는 연기검출 알고리즘은 입력영상과 배경영상의 차영상을 이용하여 후보영역을 설정하고, 후보영역 차영상의 Gaussian 혼합모델 특징 계수를 비교하여 연기를 판별한다. 시간과 기후에 대응하기 위하여 입력영상의 평균 밝기와 색상을 기준으로 후보영역 설정을 위한 임계값을 4 단계로 구분한다. 후보영역에 대한 차영상의 Gaussian 혼합모델의 밝기 평균값을 기준으로 클러스터를 정렬하고, 클러스터 간의 Gaussian 혼합모델 특징 계수를 비교하여 연기를 판별한다. 제안하는 알고리즘을 미디어 전용 DSP로 구현하고 야외에 설치된 카메라의 영상에 대하여 연기검출 실험을 통하여 효율적으로 연기를 검출할 수 있음 보인다.

ABSTRACT

In this paper, a smoke detection algorithm robust to brightness and color variations depending on time and weather is proposed. The proposed smoke detection algorithm specifies the candidate region using difference images of input and background images, determines smoke by comparing feature coefficients of Gaussian mixture model of difference images. Thresholds for specifying candidate region is divided by four levels according to average brightness and chrominance of input images. Clusters of Gaussian mixture models of difference images are aligned according to average brightness. Smoke is determined by comparing distance of Gaussian mixture model parameters. The proposed algorithm is implemented by media dedicated DSP. As results of experiments, it is shown that the proposed algorithm is effective to detect smoke with camera installed outdoor.

키워드

영상, 연기, 조명, 배경추정, Gaussian 혼합모델
Video, Smoke, Lights, Background estimation, Gaussian mixture model

1. 서론

사람 또는 자연적으로 발생한 화재는 막대한 재산상의 손실뿐만 아니라 인명 피해를 유발한다. 화재 검출을 위하여 적외선을 이용한 광방식의 센서가 주로

사용되고 있지만 실내에서는 효과적인 검출을 할 수 있지만 광범위한 야외에서 화재검출을 하는데 어려움이 있다. 또한 센서를 이용한 화재 검출은 화재에 대한 직관적인 정보가 없기 때문에 오작동이 많으며, 관찰 영역과 범위가 화재 발생시 즉각적인 상황전파가

* 경성대학교(jsipark@ks.ac.kr)
접수일자 : 2012. 07. 15

* 교신저자 : 박장식 경성대학교 전자공학과(jsipark@ks.ac.kr)
심사(수정)일자 : 2012. 07. 30

게재확정일자 : 2012. 08. 09

되지 않는다[1]. 직관적이며 다양한 공간에서의 화재 검출을 위하여 영상 정보를 이용한 화재 검출에 대하여 다양한 연구가 진행되고 있다[1-4].

직관적이고 화재검출을 위한 영상기반의 화재 검출 시스템은 화염과 연기의 색상정보를 이용하는 방법과 동적인 움직임(motion estimation)을 이용하여 검출하는 방법이 있다. 일반적으로 배경추정(background estimation)을 통하여 입력영상과 배경영상의 차이가 일정 임계값 이상이 되면 화재 등에 의한 변화가 발생한 것으로 간주하고 색정보와 영상의 주파수 변화 등을 측정하여 연기를 판별한다. 따라서, 배경추정이 정확하지 않거나 연기 또는 화염과 유사한 색상을 가진 객체가 영상에 포함되어 있는 경우에는 오검출(fault detection)이 발생하게 한다. 특히, 야외에 설치되는 카메라는 시간과 기후 변화에 따라서 영상의 밝기와 색분포의 변화가 많기 때문에 배경추정을 이용한 영상의 변화를 정확하게 하지 못하게 되어 오검출이 많다. 따라서, 오검출을 줄이기 위해서는 시간과 기후 변화에 대응할 수 있는 배경추정 필요하다.

본 논문에서는 시간과 기후 변화에 따라 조명환경이 변화하는 야외에서의 화재를 감지하기 위하여 조명환경에 변화에 강건한 연기검출 알고리즘을 제안한다. 제안하는 연기검출 알고리즘은 입력영상과 배경영상의 차를 이용하여 후보영역을 설정하고 후보영역에 대하여 GMM(Gaussian Mixture Model) 특징 계수를 이용하여 연기를 판별한다.

입력영상과 배경영상의 차에 대한 임계값을 설정을 크게 주간과 야간으로 구분한다. 주간에는 밝기와 색분포에 따라서 4 단계로 구분하여 임계값을 설정한다. 전경과 배경을 구분하여 후보영역을 설정한다.

각 클러스터의 계수와 단순히 임계값과 비교하는 경우에는 조명의 변화에 대한 오검출이 상당히 많이 발생한다. 본 논문에서 조명변화에 따른 오검출을 줄이기 위하여 GMM 클러스터 간의 상대적인 거리를 임계값과 비교하여 연기를 판별하는 방법을 제안한다.

후보영역의 차영상에 대한 GMM 특징 계수를 구하고 평균 밝기를 기준으로 클러스터를 정렬하고, 클러스터 간의 GMM 특징 계수를 비교하여 연기를 판별한다. 클러스터 간의 특징 계수 비교를 위한 기준은 연기영상에 대하여 GMM 특징 계수 훈련을 통하여 임계값을 설정한다.

제안하는 알고리즘을 미디어 전용 DSP로 구현하여 실험한 결과 야외에서 연기를 검출하는데 효과적임을 확인하였다.

II. 본 론

2.1 연기영상의 특징

그림 1와 2는 시간에 따른 입력영상의 색 분포를 비교한 것이다. 그림 2와 같이 주간 조도가 강한 오후 2시에는 빛 반사 정도가 심하기 때문에 밝은 물체의 구분이 어려우며, 백색영역에서의 영상 잡음이 다수 존재한다. 그림 3은 오후 4시의 영상으로써 조도가 약하고 사물의 경계선이 명료하지 않지만 영상 잡음은 작다. 이러한 특징은 구름이 많은 경우에도 유사한 영상적인 특징이 나타난다. 오전에는 조도가 약하기 때문에 색이 선명하게 구분되고 사물의 구분이 용이하다. 저녁 시간에는 조도가 매우 낮으며, 색 구분이 되지 않고 카메라에 따라서 증폭 잡음이 나타나게 된다.



그림 1. 오후 2시 영상의 색분포
Fig. 1 Color distribution of a image at 2 PM



그림 2. 오후 4시 영상의 색분포
Fig. 2 Color distribution of a image at 4 PM

따라서, 본 논문에서는 시간과 기후에 의한 색분포의 변화에 대응하기 위하여 주간 영상과 야간 영상을 구분하고 주간을 4 단계로 구분하여 배경추정 임계값을 설정한다. 야간에는 색정보가 거의 없어 흑백화면으로 나타나며 객체를 구분하기 어렵고 카메라의 증폭 잡음이 많기 때문에 연기를 구분하여 검출하는 것이 어렵다. 주간 영상의 단계별 특징은 표 1과 같다.

표 1. 주간 영상의 단계별 특징
Table 1. Features of video at the daytime

1 단계 : 조도가 강한 경우(정오)
- 빛 반사정도가 심하기 때문에 밝은 물체를 구분하는 것이 어려움
- 밝은 영역에서 영상 잡음이 많음
- 그림자가 선명하게 나타남
- 표준 임계값이 높아야 함
2 단계: 조도가 다소 약한 경우(오전 8~10시)
- 색이 선명하게 나타남
- 사물의 구분이 용이함
- 빛의 반사가 약함
- 표준 임계값을 적용함
3 단계: 조도 약한 경우(오후 2~5시)
- 빛의 반사가 거의 없음
- 사물의 경계선이 명확하지 않음
- 영상 잡음이 적음
- 색이 명료하게 구분됨
- 표준 임계값보다 낮게 설정함
4 단계: 조도가 매우 약한 경우(오후 6시)
- 빛의 반사 없음
- 색구분이 되지 않음
- 그림자 나타나지 않음
- 카메라 종류에 따라서 증폭 잡음 발생함
- 카메라 증폭도에 따라 임계값을 설정하여야 함

표 1에 나열한 단계별 특징에 맞도록 입력영상과 배경영상의 차에 대한 임계값을 설정한다.

2.2 연기검출 알고리즘

본 논문에서는 그림 3과 같이 입력영상과 배경영상과의 차영상을 이용하여 후보영역을 설정하고 후보영역에 대하여 GMM 특징 계수를 비교하여 연기를 검출한다.

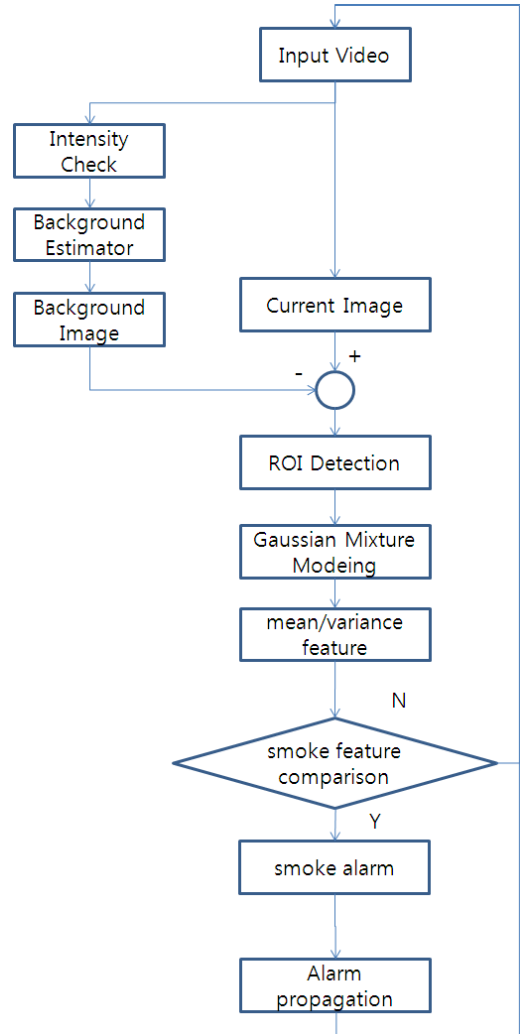


그림 3. 연기검출 흐름도
Fig. 3 Flow chart of smoke detection

2.3 배경추정 알고리즘과 후보영역 설정

입력영상의 평균 밝기와 색상을 계산하여 4 단계의 조명에 대한 임계값을 선정하여 차영상과 임계값을 비교하고 영상의 변화 정도에 따라 후보영역을 설정한다. 설정한 후보영역에 대하여 훈련된 GMM 특징 계수와 차영상의 GMM 특징 계수를 비교하여 연기 판별을 한다.

연기 검출을 효율적으로 하기 위하여 배경추정기법을 기반으로 후보영역을 검출하고 후보영역에 대하여

연기 판별을 한다.

식 (1), (2) (3)과 같이 입력영상의 Y, Cb, Cr 각각에 대하여 배경영상의 차영상을 구한다.

$$x_y(k, l) = I_y(k, l) - b_y(k, l) \quad (1)$$

$$x_{cb}(k, l) = I_{cb}(k, l) - b_{cb}(k, l) \quad (2)$$

$$x_{cr}(k, l) = I_{cr}(k, l) - b_{cr}(k, l) \quad (3)$$

x 는 차영상이며, I 와 b 는 각각 입력영상과 배경영상이고 k, l 는 각각 수평 및 수직 좌표이다.

차영상의 각 화소에 대하여 식 (4)와 같이 평균 밝기와 색상을 기준으로 4 단계 중에서 선택된 임계값과 비교하여 변화 화소를 결정한다.

$$c(k, l) = \begin{cases} 1, & \text{when } |x_y| > T_y, |x_{cb}| > T_{cb}, |x_{cr}| > T_{cr} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$c(k, l)$ 은 변화 영상을 나타내며, 1이면 변화가 발생 화소이며, 0 이면 변화가 없는 화소이다. T_y, T_{cb} 그리고 T_{cr} 은 각각 Y, Cb, Cr 에 대한 임계값이며, 입력영상의 평균 밝기와 색상에 의하여 표 1과 같은 기준에 의하여 결정된다.

배경영상에 대한 갱신은 변화 화소의 수가 설정한 임계값 이상이면 배경을 갱신한다. $c(k, l)$ 에 대하여 레이블링 알고리즘을 적용하여 후보영역으로 설정한다.

2.4 Gaussian 혼합모델

GMM은 입력 데이터를 복수개의 Gaussian 분포 함수의 합으로 나타내는 방법이다. 복잡한 입력데이터를 각 Gaussian 분포함수의 평균과 분산값으로 모델링을 함으로써 연산량을 줄일 수 있다[7].

입력 영상 데이터 x 에 대한 M 차원의 GMM 모델링은 Gaussian 확률밀도함수(probability density function)의 선형결합(linear combination)으로 식(5)과 같

이 표현할 수 있다.

$$p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^M p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\omega}_i, \boldsymbol{\theta}_i) P(\boldsymbol{\omega}_i) \quad (5)$$

여기서, M는 Gaussian 확률밀도함수(성분 또는 클러스터)의 개수이며, $p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\omega}_i, \boldsymbol{\theta}_i)$ 는 입력 데이터 \mathbf{x} 에 대하여 $\boldsymbol{\omega}_i$ 번째 성분 계수 $\boldsymbol{\theta}_i$ 로 이루어진 확률밀도함수를 의미한다. $P(\boldsymbol{\omega}_i)$ 는 혼합가중치(mixture weight)로 각 확률밀도함수의 상대적인 중요도를 의미한다. 혼합가중치를 사전 확률과 같은 형태인 α_i 라고 하면

$$0 \leq \alpha_i \leq 1 \text{ 이고, } \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1 \text{ 이 된다.}$$

그리고, 확률밀도함수가 Gaussian 분포를 가질 경우 $\boldsymbol{\theta}$ 는 다음 식과 같이 각 성분의 평균, 분산, 혼합가중치의 집합이 된다. 이는 GMM의 특징 계수이다.

$$\boldsymbol{\theta} = \{\mu_1, u_2, \dots, \mu_m, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2, \alpha_1^2, \alpha_2^2, \dots, \alpha_M^2\}$$

그리고, 각 Gaussian 확률밀도함수는 식 (6)와 같이 표현된다.

$$p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\omega}_j, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_j} \exp\left(-\frac{(\mathbf{x}-\mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (6)$$

여기서, μ_j, σ_j 는 각각 j 번째 Gaussian 성분의 평균과 분산을 나타낸다. 입력 데이터 집합 \mathbf{x}_n 이 주어졌을 때, j 번째 Gaussian 혼합성분의 사후확률(posterior probability)을 구하는 것이 필요하며, 식 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} P(\boldsymbol{\omega}_j|\mathbf{x}_n, \boldsymbol{\theta}) &= \frac{p(\mathbf{x}_n|\boldsymbol{\omega}_j, \boldsymbol{\theta}) P(\boldsymbol{\omega}_j|\boldsymbol{\theta})}{p(\boldsymbol{\omega}_j|\boldsymbol{\theta})} \\ &= \frac{p(\mathbf{x}_n|u_j, \sigma_j^2) \alpha_j}{p(\mathbf{x}_n|\boldsymbol{\theta})} \end{aligned} \quad (7)$$

GMM의 추출은 EM 알고리즘에 의하여, Gaussian 분포를 갖는 각 성분의 평균, 분산 그리고 혼합가중치를 추정할 수 있다. 입력 데이터 집합 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 에 대하여 최우추정(maximum likelihood estimation)으로 μ_j, σ_j^2 , 그리고 α_j 의 추정치를

EM알고리즘으로 추정할 수 있다. 식 (8), (9) 그리고 (10)의 $\hat{\mu}_j$, $\hat{\sigma}_j^2$ 그리고 $\hat{\alpha}_j$ 각각 평균, 분산 그리고, 혼합가중치의 추정치를 나타낸다.

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{n=1}^N P(\omega_j | x_n, \theta) x_n}{\sum_{n=1}^N P(\omega_j | x_n, \theta)} \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{n=1}^N P(\omega_j | x_n, \theta) |x_n - \hat{\mu}_j|^2}{\sum_{n=1}^N P(\omega_j | x_n, \theta)} \quad (9)$$

$$\hat{\alpha}_j = \hat{P}(\omega_j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P(\omega_j | x_n, \theta) \quad (10)$$

본 논문에서 식 (8), (9)에 따라 연기에 대한 GMM 분석을 통하여 특징 계수를 구하고 차영상의 GMM 특징 계수와 비교하여 연기를 판별한다.

차영상의 특징 계수 중에서 평균 밝기 $\hat{\mu}_j$ 의 값을 기준으로 클러스터를 정렬한다. 본 논문에서는 3 개의 클러스터로 훈련하였으며, $\hat{\mu}_j$ 값의 크기에 따라, Max 클러스터, Mid 클러스터, Min 클러스터 구분한다. 연기의 판별은 각 클러스터의 특징 계수가 다음의 조건을 만족하면 연기로 판별한다.

$$\text{조건 1 : } \hat{\mu}_{y, \max} - \hat{\mu}_{y, \min} > T_{y, \mu}$$

$$\text{조건 2 : } \hat{\sigma}_{y, \max}^2 < T_{y, \sigma}$$

$$\text{조건 3 : } \hat{\sigma}_{cb, \max}^2 < T_{\sigma, cb}, \hat{\sigma}_{cr, \max}^2 < T_{\sigma, cr}$$

여기서, $\hat{\mu}_{y, \max}$, $\hat{\mu}_{y, \min}$ 는 각각 Max 클러스터의 Y 평균, Min 클러스터의 Y 평균이고, $\hat{\sigma}_{y, \max}^2$, $\hat{\sigma}_{cb, \max}^2$ 그리고 $\hat{\sigma}_{cr, \max}^2$ 각각 Max 클러스터의 Y, Cb, Cr의 분산이다. $T_{y, \mu}$, $T_{y, \sigma}$, $T_{y, cb}$ 그리고 $T_{y, cr}$ 은 각 조건에 대한 임계값이다. 이러한 조건의 임계값은 차영상에 대한 GMM 특징 계수를 분석하여 입력영상의 변화가 있는 후보영역 중에서 연기로 영역으로 구분할 수 있는 기준을 경험적으로 정하였다.

조건 1은 밝기 조명의 변화에 대응하기 위한 조건으로써 Max 클러스터와 Min 클러스터의 평균 밝기를 상대적인 거리를 임계값과 비교한다. 각 클러스터의 평균 밝기에 대한 직접 임계값 비교를 하게 되면 조명이 변화하는 경우에 오검출이 발생한다. 조건 2는 연기영상의 GMM 특징 분석으로 통하여 얻은 것으로 Max 클러스터의 값들의 분포가 좁게 분포하는 특성이 있어 Max 클러스터의 분산이 임계값보다 작아야 한다. 그리고, 조건 3은 연기영상이 다른 후보영역과 구분되는 특징으로 Max 클러스터의 Cb, Cr 색차 분포가 좁게 나타나기 때문에 적용하는 조건이다.

III. 실험 및 결과검토

미디어 전용 DSP를 이용하여 알고리즘을 구현하고 야외에서의 실험을 통하여 제안하는 화재검출 알고리즘에 대한 성능을 평가하였다. 실시간 처리를 위하여 Texas Instruments사의 고정소수점 미디어 전용 DSP인 TMS320DM642(720MHz)에 제안 알고리즘을 구현하고, 연기 및 화염을 포함하는 640×480 영상에 대하여 제안하는 방법을 실험하였다.

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 그림 4과 같이 야외에서 연기 검출 실험과 그림 5와 같이 열린 내부 공간에서 연기 검출 실험을 실시하였다.

연기 검출 실험한 결과를 검은색 박스로 표현된 부분이 검출 영역을 나타내고 있다. 야외 및 열린 실내 공간에서의 연기 검출에 제안하는 알고리즘이 효과적임을 확인할 수 있다.



그림 4. 야외에서 연기검출 실험 결과
Fig. 4 Experimental result of smoke detection at the outdoor



그림 5. 열린 공간에서의 연기검출 실험 결과
 Fig. 5 Experimental result of smoke detection at the open space

IV. 결 론

본 논문에서 색정보의 변화를 이용하여 배경과 전경을 분리하여 후보영역을 설정하고 입력영상의 GMM 특징과 훈련을 통하여 획득한 GMM 특징을 비교하여 연기의 발생 여부를 판단하는 영상기반 연기검출 알고리즘을 구현하였다. 제안하는 연기 검출 알고리즘의 성능은 실험을 통하여 확인하였다. 야외와 열린 실내 환경에서 제안한 연기검출 알고리즘으로 연기를 검출할 수 있음 확인할 수 있었다.

감사의 글

이 논문은 2012년도 경성대학교 학술연구비지원에 의하여 연구되었음.

* 본 논문은 한국전자통신학회 2012년도 하계종합 학술대회 우수논문학술상을 수상하였습니다.

참고 문헌

[1] X. L. Zhou, F. X. Yu, Y. C. Wen, Z. M. Lu and G. H. Song, "Early Fire Detection Based on Flame Contours in Video," Information Technology Journal, pp. 1-10, Oct. 2010.
 [2] K. Beall, W. Grosshadler and H. Luck, "Smoldering Fire Detection by Image-processing", 12th International Conference on Automatic Fire Detection, pp. 71-78, March, 2001.
 [3] E. D. Breejen, M. Breuers, F. Cremer, R.

Kemp, M. Roos, K. Schutte, J. S. de Vries, "Autonomous Forest Fire Detections", International Conference on Forest Fire Research 14th Conference on Fire and Forest Meteorology Vol. II, pp. 2003-2012, Nov., 1998.

[4] H. Yamagishi, J. Yamaguchi, "Fire Flame Detection Algorithm Using a Color Camera", International Symposium on Micromechanics and Human Science, 1999.
 [5] Healey, G., Slater, D., Lin, T., Drda, B., Goedeke, A.D., 1993. A system for real-time fire detection. In: Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference (CVPR93), pp. 605 - 606, 1993.
 [6] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, U. Gudukbay and A. E. Cetin, "Computer vision based method for real-time and flame detection", Pattern Recognition Letters, Elsevier, 2005.
 [7] Haque, M., Murshed, M. and Paul, M "On Stable Dynamic Background Generation Technique Using Gaussian Mixture Models for Robust Object Detection", AVSS '08. IEEE Fifth International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, pp. 41-48, 2008.

저자 소개



박장식(Jang-Sik Park)

1992년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1994년 부산대학교 일반대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1999년 부산대학교 일반대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1997년~2011년 동의과학대학 전자과 교수

2011년~현재 경성대학교 전자공학과 교수

※ 관심분야 : 신호처리, 영상처리 및 인식, 음성 음향 신호처리



송종관(Jong-kwan Song)

1989년 2월 부산대 전자공학과(공학사)

1991년 2월 KAIST 전기및전자공학과(공학석사)

1995년 8월 KAIST 전기및전자공학과(공학박사)

1995년 9월~1997년2월 SK 텔레콤 중앙연구소
선임연구원

1997년 3월~현재 경성대학교 전자공학과 교수로
재직

※ 관심분야 : 영상처리, 디지털신호처리, 디지털신호처리 응용 등임



윤병우(Byung-Woo Yoon)

1987년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1989년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1992년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1993년~1995년 한국전자통신연구원 선임연구원

1995년~현재 경성대학교 전자공학과 교수

※ 관심분야 : 신호처리, 영상처리, VLSI설계, 소나 시스템