

칼라 영상처리와 형태학적 필터를 이용한 물체 인식시스템에 관한 연구

正會員 姜大星*

**A Study on the Object Recognition System Using
Color Image Processing and Morphological Filters**

Dae Seong Kang* Regular Members

要 約

본 논문에서는 일반 도로에서 다가오는 교통 표지판을 인식하여 차량 운전자에게 알려주는 경고 시스템의 주된 부분인 물체 인식 시스템을 제안하고자 한다. 실외 환경에서의 입력물체는 그의 표준물체에 대하여 어느 정도의 위치 이동, 회전, 혹은 크기 변화가 존재할 수 있고, 또한 잡음에 의한 훼손과 칼라영상의 밝기가 변할 수 있다. 위에서 언급한 변형과 잡음이 존재하는 상황에서의 인식 시스템은 잡음과 밝기 변화에 둔감한 영역화(segmentation) 알고리즘과 위치 이동, 회전, 그리고 크기에 불변인 특징 벡터(feature vectors)를 추출할 수 있는 물체분류 알고리즘이 필요하다. 제안된 불변 인식 시스템은 크게 다음의 세 부분으로 구성되어 있다: 칼라영상 영역화(color image segmentation), 물체 형태정제, 그리고 물체분류(object classification). 칼라영상 영역화 단계에서 제안된 영역화 알고리즘은 분할과 병합의 개념과 새로이 제안한 칼라 좌표계를 사용하여 구현하였다. 물체 형태정제 단계에서는 영역화된 영상에서 원하지 않는 잡음을 제거하고 물체의 모양을 더욱 세련되게 하기 위해 통계적 평활화 필터(statistical smoothing filter)와 형태학적 필터(morphological filter)를 사용한다. 그리고 polar exponential 변환, 푸리에 변환의 크기, 그리고 신경회로망(neural network)의 유일한 결합이 물체분류 단계에서 사용되어 불변 특징 벡터를 추출할 수 있게 한다.

ABSTRACT

In this study, an object recognition algorithm of the main part of sign warning system which can be utilized in future vehicles to warn drivers that they are approaching traffic signs at an intersections is presented. In outdoor noisy environment, the input objects may be translated, rotated, or scale changed relatively to their standard objects. Furthermore, they may be distorted by noise. A

*한국전자통신연구소 위성통신기술연구단
Satellite Communications Technology Division.
Electronics and Telecommunications Research Institute
論文番號 : 95129-0403
接受日字 : 1995年 4月 3日

recognition system that is capable of tolerating the above variations needs to have a segmentation algorithm which is relatively insensitive to brightness variations and an object classification algorithm which is easy to extract invariant feature vectors from images which are translated, rotated, and scale changed. The procedure of the developed invariant recognition system consists of three phases: color image segmentation, object shape refinement, and object classification. In color image segmentation phase, the proposed segmentation algorithm uses a partition and merge concept and a proposed color coordinate system. A statistical smoothing filter and morphological filters are used to refine the segmented image in the object shape refinement phase. A unique combination of a centered polar-exponential transform, a magnitude of Fourier transform, and a neural network is used to extract the invariant feature vectors in the object classification phase.

I. 서 론

기존의 인식 시스템과 관련하여 가장 현저한 문제들 중의 하나는 실외의 잡음이 많은 환경에서 어떤 영상에 있는 물체가 표준의 물체와 비교하였을 때 위치가 이동되었거나, 어느 정도 회전되었거나, 크기가 다를 경우, 혹은 칼라영상에서 밝기의 변화가 심할 경우, 이러한 경우에 입력물체로부터 표준물체가 갖고 있는 특징 혹은 속성 벡터를 추출한다는 것은 쉬운 일이 아니다. 본 연구에서는 앞에서 언급한 변형들을 허용하는 인식 시스템을 제안하고자 한다. 변형된 물체를 갖는 영상에 대한 물체 인식 시스템의 연구는 많은 연구자들의 도전적인 분야로 되어있다. 기존의 인식 시스템에서는 입력물체들이 위치 이동, 회전, 크기 변화, 혹은 잡음에 매우 민감하게 반응하므로, 이들을 인식하기 위해서는 표준물체로의 변형을 필요로 한다. 실외 환경에서의 입력물체는 그의 표준물체에 대하여 어느 정도의 위치 이동, 회전, 혹은 크기 변화가 존재할 수 있고, 또한 잡음에 의해서도 훼손되어질 수 있다. 이러한 입력물체의 변형들은 적절한 기하학적 변환을 수행함으로써 표준물체로의 변환이 가능하다. 또한, 실외의 환경에서는 칼라영상의 밝기가 태양의 위치, 날씨, 구름, 혹은 다른 조건들에 의해 쉽게 변할 수 있다. 즉, 이 의미는 밝기의 값이 광원에 매우 민감하게 반응한다는 것이다. 이러한 경우, 밝기에 대해 상대적으로 둔감한 칼라영상 인식을 위한 영역화 알고리즘의 개발 필요성이 더욱 절실하다. 칼라에 대한 연구는 하나의 중요한 연구 분야로서, 컴퓨터 비전 시스템의 설계 및 개발과 칼라 비전 시스템에 활용되어질 수 있다. 칼라의 사용은 많은 양의 계산 시간과 저장 용량을 필요로 하지만, 부가적인 시각에 관한 정보를 제공한다. 칼라영상에

있는 하나의 화소를 완전히 기술하고자 하면 일반적으로 3 개의 독립적인 파라미터의 규정을 필요로 한다. 영상 영역화에 관한 가장 중요한 특징은 흑백영상에서는 명시도(luminance)이며, 칼라영상에 대해서는 칼라 좌표계를 들 수 있다. 영상의 영역화는 컴퓨터 비전에서 영상정보 추출의 중요한 첫 번째 단계이다. 여기에서 영상은 어떤 속성을 기초로 한 의미 있는 영역들로 분할되어야 하고, 분할된 영역들은 공간 영상 영역에서 연속적인 화소들의 그룹으로 구성되어 있다. 영상 영역화는 하나의 영상을 비슷한 특징을 갖는 영역들로 나누는 것이다. 영역화된 영역은 그레이 레벨(gray level)과 같은 특징에 대하여 동질적(homogeneous)이며, 균일하여야 하고, 그 이웃하는 영역들은 같은 특징에 대하여 전혀 다른 값들을 가져야 한다.

인식 효율을 높이기 위해서는 인식 시스템에서 영역화가 성공적으로 수행되어야 하는 선행 조건이 있으며, 영역화의 성패가 전체 인식 시스템의 성능을 결정짓는다고 말할 수 있다. 많은 영역화 기법들이 이미 발표되었고, 에지 추출(edge extraction), 영역 성장(region growing), 히스토그램 이치화(histogram thresholding), 그리고 군집화(clustering)^{(1) (5)} 같은 목적들을 달성하기 위해 사용되어진다. 특히 칼라영상에 대한 많은 영역화 기법들^{(6) (7)}이 개발되어 왔고, 이들 중에서 가장 기본적인 방법은 다차원(multi-dimensional) 칼라 특징을 이용한 히스토그램 이치화 기법을 들 수 있다. 신경회로망과 모멘트 특성을 이용한 위치 이동, 회전, 혹은 크기 변화에 무관한 인식 알고리즘들이 제안되어 왔다. Fukushima^{(8) (12)}는 Neocognitron 이라는 시각 물체 인식을 위한 층(layer)들 사이의 복잡한 상호연결을 갖는 다층 구조의 신경회로망 모델을 제안하였

다. 이 신경회로망은 입력영상에 있는 위치 오차 및 잡음을 갖는 물체를 인식할 수 있는 능력을 갖고 있지만, 상당히 복잡한 상호연결에 의해 이 능력을 얻는다는 단점이 있다. 또 다른 알고리즘은 입력영상에 있는 물체로부터 모멘트 불변성(moment invariance)⁽¹³⁾⁻⁽¹⁶⁾을 취하여 인식 시스템의 특징으로 사용한다. 이는 입력물체에 대하여 계산한 대수학적인 모멘트이다. Teh 와 Chin⁽¹⁷⁾은 다른 여러 모멘트 종류들을 기초로한 여러 가지 기법들을 평가하였고, 또한 잡음의 영향에 대하여 민감하게 반응함을 기술하고 있다. 본 연구의 주된 목적은 칼라영상 영역화, 형태학적 필터, 기하학적 변환을 사용하여 잡음, 그리고 입력물체의 변형에 무관한 물체 인식 시스템 개발에 있다. 본 연구의 주된 동기는 도로에서 다가오는 교통 표지판을 인식하여 운전자에게 알려주는 경고 시스템 개발이었다. 컴퓨터 비전 기술에 의한 교통 표지판 인식 시스템 개발은 대부분 문헌에만 국한되어 있다.

II. 인식시스템

주어진 칼라 영상에서 원하는 부분만 영역화(segmentation) 하고자 할 때, 그 결과는 영역화 기법뿐만 아니라 어떤 칼라 좌표계를 사용하느냐에 따라 크게 달라진다. 본 연구에서 사용된 좌표계는 새로이 제안된 (u, v, h) 칼라 좌표계로서 (R, G, B) 칼라 좌표계로부터 얻을 수 있다. 보편적으로 영역화된 영상은 인식하고자 하는 물체 주위에 고립된 화소를 포함한다. 이들의 잡음을 제거하고 그리고 또한 물체의 모양을 정제하기 위해 통계적 평활화 필터와 형태학적 필터를 사용한다. 비록 필터링된 영상이 계속 고립된 화소를 포함하고 있어도 본 연구에서 제시한 인식 시스템의 잡음 내성능력에 의해 교통 표지판들이 올바르게 인식되어 진다.

1. 칼라 영상 영역화기법

실외의 환경에서 영상의 밝기는 태양의 위치, 날씨, 구름, 그리고 다른 여러 조건들에 의해 꾸준히 변하게 된다. 다시 말하자면, 밝기의 값은 광원에 매우 민감한 반응을 나타낸다. 이러한 상황에서 우리는 밝기에 상대적으로 둔감한 물체 인식 시스템의 필요성을 느끼게 된다. 본 절에서는 잡음과 밝기 변화에 민감하지 않는 칼라 영상 영역화기법을 제안하고자 한다. 제안된 기법은

다음과 같다.

N개의 샘플 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 이 주어지면, 부류(class)의 초기 중심값 $\{m_1, m_2, \dots, m_{K_c}\}$ 이 선택되어야 하며, 이들은 주어진 샘플로부터 선택되어 진다.

단계 1) (R, G, B) 칼라 영상파일에서 R, G, B 성분들을 읽어 들이고, 다음 파라미터들의 초기 값을 설정한다. K_d : 원하는 부류의 수, K_c : 초기 및 현재 부류의 수, S_{AREA} : 부류 크기 파라미터, STD_{MAX} : 표준편차 파라미터, ρ_p : 상관계수 파라미터, DIS_{MER} : 병합 파라미터

단계 2) (u, v, h) 칼라 좌표계의 u, v, h 값들을 (R, G, B) 칼라 좌표계로 부터 다음의 수식들을 이용하여 계산한다.

$$\begin{aligned} X &= 0.607R_N + 0.174G_N + 0.201B_N \\ Y &= 0.299R_N + 0.5887G_N + 0.114B_N \\ Z &= 0.000R_N + 0.066G_N + 1.117B_N \end{aligned} \quad (1)$$

$$u = \frac{.4X}{X+15Y+3Z}$$

$$v = \frac{6Y}{X+15Y+3Z}$$

$$h = \arctan\left[\frac{v-v_0}{u-u_0}\right], \quad 0 \leq h < 2\pi$$

$$u_0 = \frac{4X_0}{X_0+15Y_0+3Z_0} \quad (2)$$

$$v_0 = \frac{6Y_0}{X_0+15Y_0+3Z_0}$$

여기서, R_N, G_N, B_N 은 CIE(국제 칼라 표준위원회) 초기 좌표계의 삼자극 값을 나타낸다. u_0 와 v_0 는 기준 백색의 chromaticity이고, X_0, Y_0, Z_0 는 기준 백색의 삼자극 값을 나타낸다.

단계 3) 다음의 수식을 사용하여 각각의 샘플 $\{(x) = \{(u, v)^t\}$ 들을 알맞은 부류로 분포 시킨다.

$$(u, v)^t \in W_j \text{ if } \sqrt{(m_w - u)^2 + (m_w - v)^2} < \sqrt{(m_w - u)^2 + (m_w - v)^2}, \quad i=1,2,\dots,K_c; \quad i \neq j \quad (3)$$

여기서, W_j 는 부류의 중심이 $(m_{w_j}, m_{v_j})^t$ 인 샘플들의 부류를 나타낸다.

단계 4) 각각의 부류 크기를 계산한 다음, 부류 크기 S_{AREA} 보다 작으면 W_j 를 제거하고 K_c 를 1 감소

시킨다.

단계 5) 다음의 수식들을 사용하여 새로운 부류의 중심을 계산한다.

$$m_w = \frac{1}{N_j} \sum_{v \in W_i} u$$

$$m_{wj} = \frac{1}{N_j} \sum_{v \in W_i} v, \quad j=1,2,\dots,K_c \quad (4)$$

여기서,

N_j 는 W_j 에 있는 샘플의 수를 나타낸다.

단계 6) 다음의 수식들을 사용하여 각각의 부류에 대한 표준편차 벡터 $sdev_j = (sdev_{uj}, sdev_{vj})^t$ 와 상관관계 수 ρ_j 를 계산한다.

$$C_j = E[(u_{ij} - m_{uj})(v_{ij} - m_{vj})]$$

$$sdev_{uw} = [\frac{1}{N_j} \sum_{v \in W_i} (u_{ij} - m_{uj})^2]^{1/2}$$

$$sdev_{vj} = [\frac{1}{N_j} \sum_{v \in W_i} (v_{ij} - m_{vj})^2]^{1/2},$$

$$i=1,2,\dots,N_j; \quad j=1,2,\dots,K_c \quad (5)$$

$$\rho_j = \frac{C_j}{sdev_{uw}sdev_{vj}}, \quad j=1,2,\dots,K_c$$

여기서, u_{ij} 와 v_{ij} 는 W_j 에 있는 i 번째 샘플의 u 와 v 성분을 나타내고, C_j 와 ρ_j 는 $\{u_j\}$ 와 $\{v_j\}$ 의 공분산과 상관계수를 나타낸다.

단계 7) 만일 K_c 가 K_d 보다 작으면 단계 8)로 가고, 그렇지 않으면 단계 9)로 간다.

단계 8) $sdev_j, j=1,2,\dots, K_c$ 에 대하여 각각의 최대 성분을 $sdev_j^{max}$ 로 표시하고, 만일 다음의 조건들이 만족되면

$$sdev_j^{max} > STD_{MAX} \quad \text{and} \quad K_c < K_d \quad (6)$$

혹은

$$sdev_j^{max} > STD_{MAX} \quad \text{and} \quad N_j > 2S_{AREA}$$

$$\text{and} \quad |\rho_j| > \rho_p \quad (7)$$

$(m_{uj}, m_{vj})^t$ 를 새로운 두 개의 부류 $(m_{uj}^{n1}, m_{vj}^{n1})^t, (m_{uj}^{n2}, m_{vj}^{n2})^t$ 로 나누고 K_c 를 1 증가시킨다. 그 새로운 두 개의 부류는 다음의 수식들을 이용하여 계산한다.

$$m_{uj}^{n1} = m_{uj} + \eta sdev_{uj}^{max}$$

$$m_{vj}^{n1} = m_{vj} + \eta sdev_{vj}^{max}$$

$$m_{uj}^{n2} = m_{uj} - \eta sdev_{uj}^{max} \quad (8)$$

$$m_{vj}^{n2} = m_{vj} - \eta sdev_{vj}^{max}, \quad 0 < \eta < 1$$

단계 10)으로 간다.

단계 9) 다음의 관계식을 사용하여 모든 부류 중심들 사이의 거리들을 계산한다.

$$S_{ij} = \sqrt{(m_{ui} - m_{uj})^2 + (m_{vi} - m_{vj})^2}, \quad i=1,2,\dots,K_c-1;$$

$$j=i+1, i+2, \dots, K_c \quad (9)$$

거리들 중 가장 적은 것은 S_{ij}^{min} 으로 표시하고, 이것이 다음의 조건을 만족하면

$$S_{ij}^{min} < DIS_{MER} \quad \text{and} \quad K_c > K_d \quad (10)$$

이들 둘의 부류를 다음의 수식을 사용하여 합병하고, K_c 를 1 감소시킨다.

$$m_u^{nw} = \frac{N_i m_{ui} + N_j m_{uj}}{N_i + N_j}$$

$$m_v^{nw} = \frac{N_i m_{vi} + N_j m_{vj}}{N_i + N_j} \quad (11)$$

단계 10) 만일 변경된 $(m_{uj}, m_{vj})^t$ 와 N_j 가 이전의 값과 같거나 혹은 이번이 마지막 반복이면 알고리즘을 마치고 데이터를 저장한다. 그렇지 않으면, 반복 수를 1 증가한 후 단계 3)으로 가서 계속 수행한다.

2. 통계적 평활화 필터

여기서 제안된 통계적 평활화 필터는 영상에 있는 불필요한 잡음을 제거하고 물체에 있는 작은 구멍들을 메우는데 매우 유용한 비선형 처리 기법이며, 이 필터에서는 3x3 창을 사용한다. 창의 중심에 있는 화소 값은 창의 중심과 그의 주위에 있는 화소 값들에 의해 결정된다. 그림 1은 여기서 사용된 평활화 필터의 창을 보여주고 있으며, 필터의 출력 $M(m, n)$ 은 다음의 수식에 의해 결정된다.

$$M(m, n) \begin{cases} 1 & \text{if } (f(m, n)=0 \text{ and } g(m, n) \geq THR) \\ & \text{or } (f(m, n)=1 \text{ and } f(m+1, n)+f(m+1, n-1)=2) \\ 0 & \text{if } (f(m, n)=0 \text{ and } g(m, n) < THR) \\ & \text{or } (f(m, n)=1 \text{ and } f(m+1, n)+f(m+1, n-1) < 2) \end{cases} \quad (12)$$

m-1, n-1	m, n-1	m+1, n-1
m-1, n	m, n	m+1, n
m-1, n+1	m, n+1	m+1, n+1

그림 1. 통계적 평활화 필터의 창
Fig. 1. The window of the statistical smoothing filter

여기서, $THR=5$ 는 문턱 값을 나타내고, $f(m, n)$ 은 창 의 화소위치 (m, n) 의 초기 값을 나타낸다. 그리고 $g(m, n)$ 은 창에 있는 화소 값들의 합을 나타내며, 다음 의 식으로부터 얻을 수 있다.

$$g(m, n) = f(m-1, n-1) + f(m, n-1) + f(m+1, n-1) + f(m-1, n) + f(m, n) + f(m+1, n) + f(m-1, n+1) + f(m, n+1) + f(m+1, n+1) \quad (13)$$

3. 형태학적 필터(Morphological filter)

형태학적 필터는 물체모양의 집합이론 개념을 기초로 한 영상처리의 접근방법인 수리 형태학 (mathematical morphology)으로부터 유래된 것이다. 형태학적 영상처리 는 물체모양 해석, 특징 추출, 그리고 비선형 필터링에 유용하다. 기본적으로 수리 형태학에서는 원 영상에 대해서 형태소(structuring element)라 불리는 작은 영상을 사용하여 여러 가지 영상처리를 수행한 다. 본 연구에서는 영상에 있는 불필요한 잡음을 필터링 하기 위해서, dilation과 erosion 필터를 연속적으로 수행하였다. 이렇게 반복적으로 dilation과 erosion을 수행하므로 전체적인 물체모양에는 영향을 주지 않고 형태소보다 작은 잡음은 제거할 수 있게 된다. 형태소의 크기는 영상에 있는 가장 큰 잡음의 크기에 의해 결정되 어 진다. 형태소의 크기가 클 경우에 실행의 어려움이 발생되며, 이러한 실행의 어려움을 해결하기 위해서는 형태소의 크기를 더 작은 크기로 분해하여 수행하는 것

이 매우 중요하며, 또한 형태소의 모양은 2차원, 대칭 적, 그리고 작은 크기이어야 한다. 형태소의 크기가 클 수록 물체의 모양은 dilation 필터에 의해 더욱 훼손되 어 질 수 있다. 형태소를 더 작은 크기로 분해하여 사용 하므로 생기는 또 하나의 장점은 계산량을 상당히 줄일 수 있다는 것이다. 최적의 계산량을 얻고 또한 수행하기 위해 크기가 큰 형태소를 3x3의 작은 크기로 분해하여 사용하였다.

4. 인식물체의 정규화

입력영상에 있는 물체에 대한 위치, 회전, 그리고 크 기의 정규화를 얻기 위해, 먼저 그 입력 물체에 대하여 위치 이동에 대한 정규화를 얻어야 한다. Polar exponential 변환은 영상의 중심에 물체가 놓여있다고 가정 하므로 먼저 인식하고자 하는 물체의 중심을 구한 다음 이를 영상의 중심으로 이동시켜야 한다. 다시 말하자면, 만일 $f(x, y)$ 가 초기 영상을, 그리고 (\bar{x}, \bar{y}) 는 무게중 심의 좌표계를 나타낸다면 위치에 대한 정규화 함수 $f_T(x, y)$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f_T(x, y) = f(x + \bar{x}, y + \bar{y}) \quad (14)$$

Polar exponential 변환은 2차원 물체인식을 위한 크기 및 회전에 대한 불변 특성을 얻기 위하여 위상 수 학적 매핑을 행하는데 매우 강력한 기법이다. 만일 어떤 표준영상 평면이 있다면, 이로부터 polar exponential grid(PEG)를 쉽게 구성할 수 있다. Polar exponential 변환에서의 복소수 계산 공간과 복소수 영상 공간 의 관계는 다음과 같다.

영상평면을 실수축 x 와 허수축 y 를 가지는 복소수 공 간 W 로 표시하면, 다음의 수식으로 주어진다.

$$W = x + iy. \quad (15)$$

그리고 이것을 복소수 계산 공간 Z 로의 복소수 로그 매핑을 행하면,

$$Z = \ln(W) = u + iv = \ln(r) + \theta. \quad (16)$$

여기서, r 은 복소수 영상 공간 W 에서의 반경을, 그 리고 θ 는 각편이를 나타낸다.

만일 복소수 영상 공간에 존재하는 물체가 반시계 방 향으로 R 유니트 만큼 회전되고 그리고 S 유니트 만큼

변하였다면, 복소수 계산 공간에서의 효과는 다음과 같이 정의된다.

$$W_{SR} = SRW \tag{17}$$

이를 복소수 로그 매핑시키면, 다음의 수식으로 주어진다.

$$Z = \ln(S \exp(i(\theta+R))) = \ln(S) + \ln(r) + i(\theta + R) \tag{18}$$

위의 수식으로부터, 복소수 영상 공간에서의 크기와 회전 변화는 복소수 계산 공간 W 의 u (수평) 축과 v (수직) 축에 따라 각각 단지 $\ln(S)$ 와 R 만큼의 위치 이동으로 나타난다. 여기서 v 축은 주기성을 갖고 있으며, u 축은 주기성이 없다. 또한, 만일 복소수 계산 공간의 물체가 양의 방향으로 R 유니트와 S 유니트 만큼 이동하였다면 ($T=R+iS$), 복소수 영상 공간 W 에서의 효과는 다음과 같이 정의된다.

$$W^{RS} = \exp(Z+T) = \exp(Z) \exp(R+iS) = \exp(R) \exp(iS) \exp(Z) \tag{19}$$

여기서, $\exp(R)$ 과 $\exp(iS)$ 는 Z 에 대하여 종속변수가 아니므로, 전체 영상은 어떠한 확대도 없이 각 S 만큼 회전되며, 그리고 $\exp(R)$ 만큼 크기 변형을 갖게 된다. 그래서, 복소수 계산 공간에서의 수평 이동과 수직 이동은 복소수 영상 공간에서의 크기 변형과 회전에 의해 각각 나타난다.

III. 실험 결과

제안한 인식 알고리즘의 성능과 잡음에 대한 견고성을 증명하기 위해 각각 다른 배경들을 갖는 많은 영상들이 사용되었다. 즉 정지, 진입금지, 양보, 그리고 다른 여러 표지판들에 대하여 영상의 배경, 위치, 크기, 회전, 그리고 밝기를 변화시키면서 실험하였다. 표 1은 물체인식 단계에서 학습에 사용된 영상의 수와 출력에 사용된 영상의 수를 나타내고 있다. 표 1에서 NO 표지판의 부류는 입력영상이 표지판을 포함하지 않는 경우와 예기치 못한 표지판을 갖고 있을 경우를 포함한다. 컴퓨터 모의 실험을 위해서 본 논문에서는 MIPS 3230/3240 유닉스 시스템 V-3.0을 이용하였으며, 영상 획득을 위하여 칼라 캠코더가 사용되었으며 입력으로 사용된 영상 신호는 256x256의 공간 해상도를 가지며 256 단계의 밝기

레벨을 갖고 있다.

표 1. 인식 단계에서 사용된 학습과 출력에 사용된 영상의 갯수
Table 1. The number of training and recall sets

사용용도	교통 신호 표지판			
	정지	진입금지	양보	NO부류
훈련	5	5	5	5
출력	20	20	20	20

1. 잡음이 없는 경우

먼저 가우시안 잡음이 없는 경우에 대하여 설명한다. 칼라영상에 대하여 각 화소가 세개의 성분 값으로 구성되어 있다. 일반적으로 칼라영상의 세개의 성분에 대한 일반적인 선택은 적(red), 녹(green), 그리고 청(blue)이며, 이를 RGB 칼라 좌표계라 부른다. 이 칼라영상은 선형 혹은 비선형 함수를 사용하여 에지 검출(edge detection) 또는 칼라영상 분할을 위하여 좀 더 적절한 다른 칼라 좌표계로 변환된다. 그림 2(a)는 진입금지 표지판을 갖고 있는 칼라영상의 녹색(green) 성분이며, 256x256의 공간해상도를 가지며 256 단계의 밝기 해상도를 가진다. 이 표지판은 백색의 글자와 적색의 바탕으로 구성되어 있다. 여기에서 칼라영상의 R, G, B 성분은 비선형 함수에 의해 칼라들의 거리를 측정하는데 매우 유용한 (u, v, h) 칼라 좌표계로 변환된다. 본 연구에서 제안한 (u, v, h) 칼라 좌표계는 (R, G, B) 칼라 좌표계로부터 얻을 수 있으며, 영역화 단계에서 사용된 좌표계이다. 영역화된 이진영상은 보편적으로 불필요한 잡음으로서 인식하고자 하는 물체부분에 홀(hole)과 물체의 주위에 고립된 화소를 포함한다. 공간영역에서 영역화된 이진영상을 정제하고 위에서 언급한 잡음들을 제거하기 위하여 통계적 평활화 필터와 형태학적 필터가 사용된다. 영역화된 이진영상과 필터링 후의 정제된 영상은 각각 그림 2(b)와 (c)에 나타내었다.

입력물체의 위치 이동, 회전, 및 크기 변화에 무관한 특징들을 추출하기 위하여, 정제된 영상은 먼저 위치 이동에 대하여 정규화가 이루어져야 한다. 위치에 대한 정규화는 인식하고자 하는 물체의 중심을 영상의 중심으로 이동시킴으로서 얻을 수 있다. 이 연산은 PEG를 적용하기 전에 이루어져야 한다. 그림 2(d)는 물체의 위치

이동에 대하여 정규화된 영상을 보여주고 있다. 다음 단계로서 회전 및 크기 변화에 대한 정규화는 PEG와 푸리에 변환의 조합을 이용함으로써 얻을 수 있다. PEG는 물체인식에 있어서 회전 및 크기 변화에 무관한 특징 추출을 위한 매핑을 수행하는데 강력한 접근 방법이다. 예를 들면, 어떤 물체가 복소수 영상 공간에서 복소수 계산 공간으로 매핑되었다면, 복소수 영상 공간에서의 크기 변화와 회전은 복소수 계산 공간의 u 축과 v 축으로의 위치 이동으로 각각 나타난다. 푸리에 변환의 크기

는 위치에 대한 정보를 포함하고 있지 않으므로, 그 결과는 입력물체의 위치 이동에 대하여 정규화 되어 있다고 할 수 있다. 그러므로, 복소수 영상 공간에서 복소수 계산 공간으로 매핑된 영상의 푸리에 변환의 크기로부터 위치 이동, 회전 및 크기 변화에 무관한 일련의 특징들을 추출할 수 있다. 그림 2(d)의 PEG 매핑한 영상은 그림 2(e)에서 보여주고 있으며, 그림 2(f)는 푸리에 변환의 크기로부터 추출한 위치 이동, 회전 및 크기 변화에 무관한 특징 값들을 나타내고 있다. 이들은 푸리에 변환의 크기에서 중앙을 중심으로 한 7x7의 배열이며 인식 단계의 입력벡터로 사용된다. 그림 2의 영상은 가장 먼 거리에서 관측된 진입금지 표지판을 보여주고 있다. 실험의 결과들로부터 제안된 인식 시스템은 관측자로부터 39m 까지 떨어진 표지판을 인식할 수 있음을 보여주고 있다. 그림 3은 밝기의 변화, 위치 이동, 회전 및 크기가 변형된 진입금지 표지판들에 대한 결과들을 나타내고 있으며, 비록 입력물체가 변형되어 있어도 그

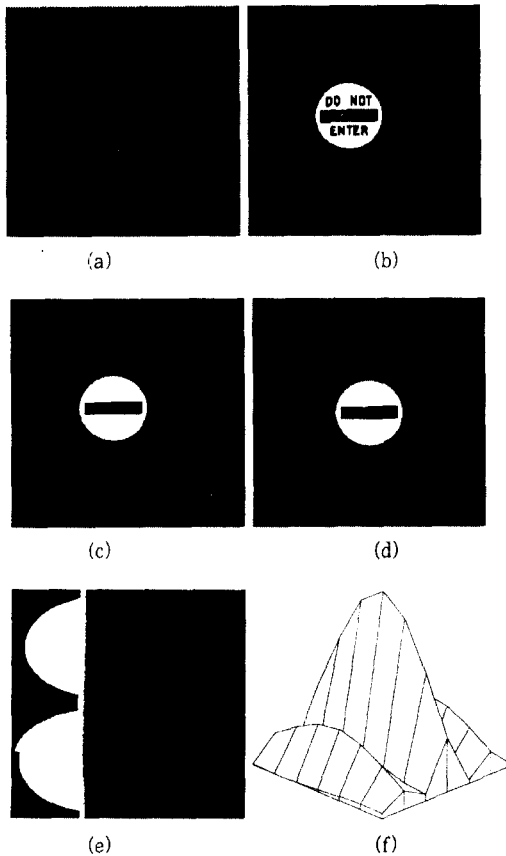


그림 2. (a)칼라 영상의 진입금지 표지판의 녹색성분 (b)영역화된 영상 (c)필터링된 영상 (d)위치 이동에 대하여 정규화된 영상 (e)PEG 영상 (f)불변 특징 벡터
 Fig. 2. (a)Green components of a color image with a do-not-enter sign (b)Segmented image (c)Filtered image (d)Translation normalized image (e) Polar exponential grid image (f)Invariant feature vector

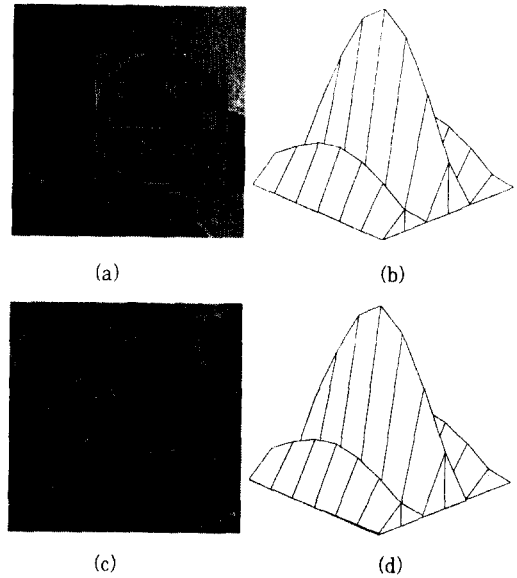


그림 3. (a)(c)밝기, 위치, 회전, 그리고 크기의 변형을 갖는 칼라 영상 진입금지 표지판의 녹색성분 (b)(d)불변 특징 벡터
 Fig. 3. (a)(c)Green components of do-not-enter signs with different brightness variations, positions, rotations, and scales (b)(d)Invariant feature vectors

들의 불변 특징벡터는 거의 비슷한 결과를 얻을 수 있음을 그림 3(b)와 (d)에서 볼 수 있다. 또한, 정지와 양보 표지판에 대한 비슷한 결과들은 그림 4와 그림 5에서 보여주고 있다. 이 제안된 인식 시스템에서 적용된 신경망 분류기는 역전파 회로망(back-propagation network)이다. 신경망 분류기의 입력층(input layer)은 추출된 특징의 수에 해당하는 49개의 노드(node)로 구성되었었고, 은닉층(hidden layer)은 100개의 노드로 구성되어 있다. 그리고 출력층(output layer)은 기준물체의 부류 수와 같은 4개의 노드로 구성되어 있다. 신경회로망의 학습률(learning rate) η 과 관성항(momentum) ξ 은 각각 0.9와 0.7을 사용하였으며, 모든 훈련패턴에 대하여 전체 출력 오차가 0.001 이하가 될 때 학습을 중단하였다.

2. 잡음이 있는 경우

본 절에서는 잡음에 대한 인식 시스템의 견고성을 조사하기 위해 가우시안(Gaussian) 잡음을 첨가하여 이 때 나타나는 실험 결과를 설명하고자 한다. 부가적인 가

우시안 잡음이 잡음준위 r 의 함수로 칼라영상의 적, 녹, 그리고 청 성분에 다음의 수식과 같이 더하여 진다:

$$\begin{aligned} R_m &= R_o(1+rN(\cdot)) \\ G_m &= G_o(1+rN(\cdot)) \\ B_m &= B_o(1+rN(\cdot)) \end{aligned} \tag{20}$$

여기서, R_m , G_m , 그리고 B_m 은 각각 적, 녹, 그리고 청 성분에 잡음이 첨가된 그레이 레벨이며, R_o , G_o , 그리고 B_o 는 잡음이 부가되기 전의 적, 녹, 그리고 청 성분을 나타낸다. 잡음준위 r 은 [0.0 - 0.7]의 범위를 갖는 파라미터이며, $N(\cdot)$ 은 정규화된 가우시안 난수 발생 함수이다. 그림 6은 가우시안 잡음준위와 평균 사승 오차(mean square error) 사이의 관계를 보여준다. 제안한 칼라 영상 영역화 알고리즘은 가우시안 잡음과 밝기 변화에 내성이 있음을 그림 7에서 보여주며, 이들의 모든 영상은 올바르게 인식되었다. 그림 8은 가우시안 잡음의 변화에 따른 칼라 영상 영역화 알고리즘의 수렴성을 보여주며, 또한 그림 9는 가우시안 잡음의 잡음준위를 0.0에서 0.7 까지 변화 시키면서 신호 표지판

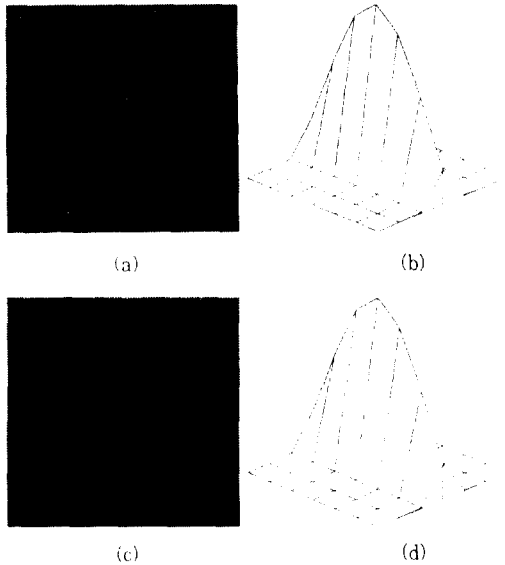


그림 4. (a)(c)밝기, 위치, 회전, 그리고 크기의 변형을 갖는 칼라 영상 정지 표지판의 녹색성분 (b)(d)불변 특징 벡터
Fig. 4. (a)(c)Green components of stop signs with different brightness variations, positions, rotations, and scales (b)(d)Invariant feature vectors

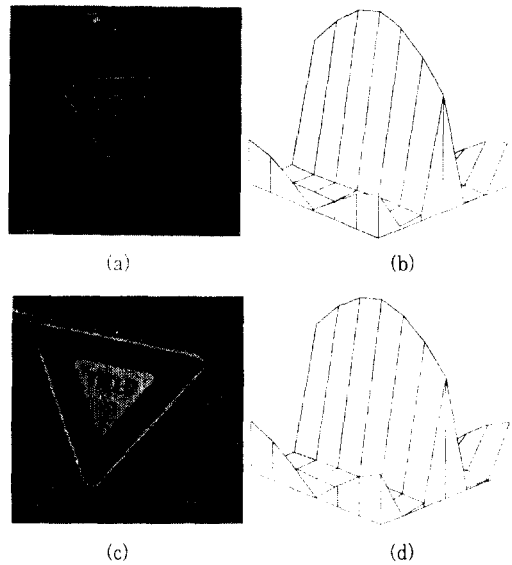


그림 5. (a)(c)밝기, 위치, 회전, 그리고 크기의 변형을 갖는 칼라 영상 양보 표지판의 녹색성분 (b)(d)불변 특징 벡터
Fig. 5. (a)(c)Green components of yield signs with different brightness variations, positions, rotations, and scales (b)(d)Invariant feature vectors

들의 인식 성공 확률을 보여주고 있다.

결과의 비교를 위하여 [15,16]에서 제안한 MI(Moment Invariant)기법을 실현하였으며 교통 표지판들에 대한 특징벡터는 표 2에 나타내었다. 제안된 기법의 인식 확률을 비교하는 데이터를 표 3에 나타내었으며 [15,16]에서 제안한 MI 기법의 인식 확률도 같이 나타내었다. 비교 결과로부터 알 수 있듯이, 잡음준위가

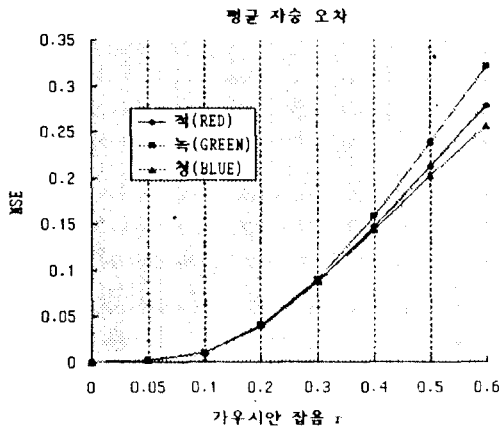


그림 6. 평균 자승 오차와 가우시안 잡음의 관계
Fig. 6. The relation between mean square error and Gaussian noise level

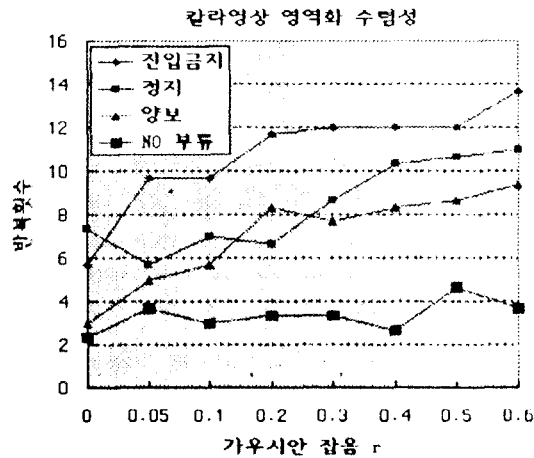


그림 8. 가우시안 잡음에 따른 칼라 영상 영역화 수렴성
Fig. 8. Color image segmentation convergence with Gaussian noise level

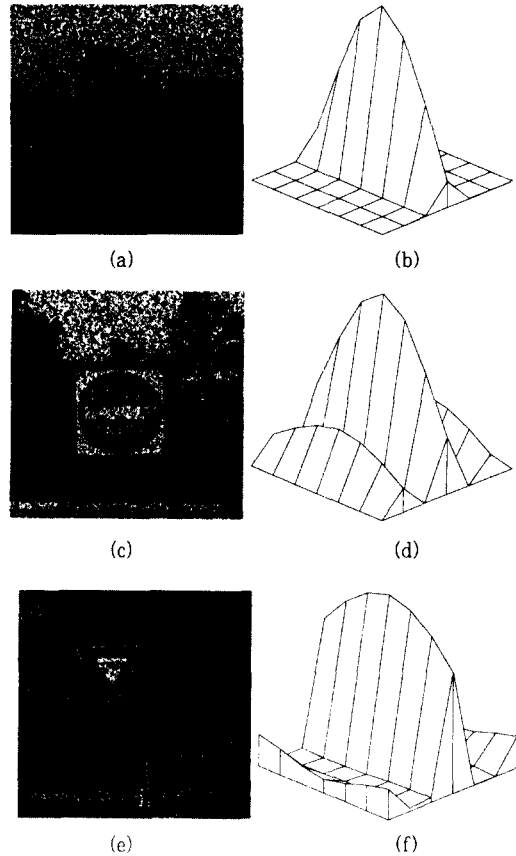


그림 7. (a)(c)(e)가우시안 잡음 ($r=0.6$)을 갖는 정지, 진입금지, 그리고 양보 표지판 (b)(d)(f)불변 특징 벡터
Fig. 7. (a)(c)(e)Stop, do-not-enter, and yield signs with Gaussian noise $r=0.6$ (b)(d)(f)Invariant feature vectors

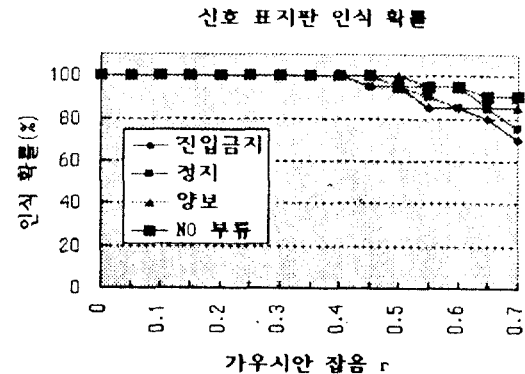


그림 9. 가우시안 잡음에 따른 교통 표지판들의 인식 확률 비교
Fig. 9. Performance comparison of the traffic signs in Gaussian noise environment

표 2. MI 기법으로 얻은 교통 표지판의 특징 벡터
Table 2. Extracted feature vectors of traffic signs in MI

특징벡터	교통 표지판		
	정 지	진입금지	양 보
ϕ_1	0.9915	0.9896	0.9907
ϕ_2	0.6442	0.5936	0.3195
ϕ_3	0.5300	0.3889	0.6551
ϕ_4	0.4253	0.3976	0.3054
ϕ_5	0.0000	0.0057	0.0881
ϕ_6	0.3155	0.2957	0.0931
ϕ_7	0.0503	0.0000	0.0778
ϕ_8	1.0000	1.0000	1.0000
ϕ_9	0.6385	0.4893	0.2685
ϕ_{10}	0.6063	0.4245	0.6451
ϕ_{11}	0.6103	0.4832	0.3299
ϕ_{12}	0.3305	0.1612	0.1296
ϕ_{13}	0.4952	0.3316	0.0000
ϕ_{14}	0.3654	0.1103	0.0738

증가함에 따라 MI의 성능은 본 논문에서 제안한 기법보다 현저하게 열등함을 나타낸다.

IV. 결 론

본 논문에서는 칼라 영상처리와 형태학적 필터를 이용하여 잡음, 밝기 변화, 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 무관한 물체 인식 시스템을 제시하였다. 제안된 인식 시스템을 검증하기 위해 도로에 있는 많은 수의 교통 표지판을 선택하여 실험하였다. 분할과 병합의 개념을 사용하는 제안된 칼라영상 영역화 알고리즘은 잡음과 영상 밝기 변화에 내성이 있음을 실험을 통하여 검증하였다. 이 영역화의 결과는 사용된 영역화 알고리즘 뿐만 아니라 칼라 좌표계의 선택에도 좌우됨을 보이고 있으며, 여기서 사용된 좌표계는 본 연구에서 제안한 (u, v, h) 칼라 좌표계이다.

물체 형태정제 단계에서는 통계적 평활화, dilation, 그리고 erosion 필터들이 영역화된 이치영상에 있는 원

표 3. 불변 물체인식 알고리즘 성능비교
Table 3. Performance comparison of invariant object recognition algorithms

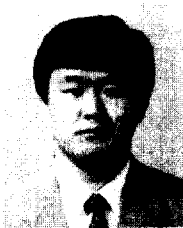
Gaussian noise level	인식 알고리즘(%)	
	MI method	Proposed method
0.0	100	91.1
0.1	100	91.1
0.2	100	82.2
0.3	100	77.8
0.4	100	71.1
0.5	92	66.7
0.6	80	55.6

하지 않는 잡음을 제거하고, 물체의 모양을 더욱 세련되게 한다. 여기서 제안된 평활화 필터는 영상에 있는 작은 화소 덩어리와 홀들을 제거하는데 유용한 비선형 처리 기법이다. 물체인식 단계에서는 제안한 인식 알고리즘에 의해 쉽게 위치 이동, 회전, 그리고 크기 변화에 무관한 특징 벡터를 얻을 수 있음을 보였다. 인식 분류기의 입력은 불변 특징 벡터이며, 출력은 가장 큰 값을 갖는 출력 노드이다. 제안된 시스템은 실험으로 실외의 잡음 환경에서 우수한 성능을 보였으며, 또한 비록 입력 물체가 잡음에 의해 훼손되고, 밝기 변화가 있고, 위치, 회전, 그리고 크기 변형을 가지고 있어도 그의 표준 물체로 인식함을 보였으며, 다른 인식 알고리즘과의 성능 비교에서도 우수함을 보였다.

참고문헌

1. K. S. Fu and J. K. Mui, "A survey on image segmentation," *Pattern Recognition*, Vol. 13, 1981, pp.3-16.
2. R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Image segmentation techniques," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 29, 1985, pp.100-132.
3. T. Peli and D. Malah, "A study of edge detec-

- tion algorithms." *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 20, 1982, pp.1-21.
4. S. W. Zucker, "Region growing: childhood and adolescence," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 5, 1976, pp.382-399.
 5. Y. Ohta, T. Kanade, and T. Sakai, "Color information for region segmentation," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 13, 1980, pp.222-241.
 6. D. S. Kang, "Stop-Sign-Recognition Based on Color Processing," M.S. Thesis, Texas A&M University, College Station, TX, August 1991.
 7. N. Kehtarnavaz, N. C. Griswold, and D. S. Kang, "Stop-sign-recognition based on color/shape processing," *Machine Vision and Applications*, 1993, 6 : 206-208.
 8. K. Fukushima and S. Miyake, "Neocognitron: a new algorithm for pattern recognition tolerant of deformations and shifts in position," *Pattern Recognition*, Vol. 15, No. 6, 1982, pp.455-469.
 9. K. Fukushima, S. Miyake, and T. Ito, "Neocognitron: a neural network model for a mechanism of visual pattern recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-13, No. 5, Sept./Oct., 1983, pp.826-834.
 10. K. Fukushima, "A neural network for Visual pattern recognition," *IEEE Computer*, March 1988, pp.65-74.
 11. K. Fukushima and N. Wake, "Handwritten alphanumeric character recognition by the Neocognitron," *IEEE Transactions on Neural Network*, Vol. 2, No. 3, May, 1982, pp.355-365.
 12. R. Hecht-Nielsen, *Neurocomputing*, Addison-Wesley Publishing Company Inc., pp.198-219, 1990.
 13. M. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Transactions on Information Theory*, Vol. 8, Feb., 1962, pp.179-187.
 14. S. A. Dudani, K. J. Breeding, and R. B. Mcghee, "Aircraft identification by moment invariants," *IEEE Transactions on Computers*, Vol. c-26, No. 1, Jan., 1977, pp.39-46.
 15. S. S. Reddi, "Radial and angular moment invariants for image identification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-3, No. 2, March, 1981, pp.240-242.
 16. Y. S. Abu-Mostafa and D. Psaltis, "Recognitive aspects of moment invariants," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-6, No. 6, November, 1984, pp.698-706.
 17. C. Teh and R. T. Chin, "On image analysis by the methods of moments," *IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-10, No. 4, July, 1988, pp.496-513.



姜大星(Dae Seong Kang) 정회원

1960년 9월 23일생

1984년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학사)

1991년 8월 : 미국 Texas A&M 대학 전기공학과(공학석사)

1994년 5월 : 미국 Texas A&M 대학 전기공학과(공학박사)

1984년 3월~1989년 6월 : 국방과학연구소 연구원

1994년 7월~현재 : 한국전자통신연구소 선임연구원

*주관심 분야 : 영상처리, 신호처리, 영상코딩, 통신시스템