

# PCA-SVM 기법을 이용한 차량의 색상 인식

박 선 미<sup>†</sup> · 김 구 진<sup>††</sup>

## 요 약

색상 히스토그램은 영상의 색상 특징을 표현하기 위한 특징 벡터로 빈번히 사용되지만, 고차원의 특징 벡터를 생성하므로 효율성의 면에서 한계점을 갖고 있다. 본 논문에서는 주어진 차량 영상의 색상 히스토그램에 PCA (principal components analysis) 기법을 적용하여 특징 벡터의 차원을 축소시키는 방법을 제안한다. 차원이 축소된 특징 벡터들에 대해서는 SVM (support vector machine) 기법을 적용하여 차량 색상을 인식하기 위해 사용한다. 특징 벡터의 차원을 1/32로 축소한 결과, 차원이 축소되기 이전의 특징 벡터와 비교하여 약 1.42%의 미소한 차이로 색상 인식 성공률이 감소하였다. 또한, 색상 인식의 수행 시간은 1/31로 단축됨으로써 효율적으로 색상 인식을 수행할 수 있었다.

키워드 : 주성분 분석, 차원 축소, 색상 인식, 색상 히스토그램

## PCA-SVM Based Vehicle Color Recognition

Sun-Mi Park<sup>†</sup> · Ku-Jin Kim<sup>††</sup>

## ABSTRACT

Color histograms have been used as feature vectors to characterize the color features of given images, but they have a limitation in efficiency by generating high-dimensional feature vectors. In this paper, we present a method to reduce the dimension of the feature vectors by applying PCA (principal components analysis) to the color histogram of a given vehicle image. With SVM (support vector machine) method, the dimension-reduced feature vectors are used to recognize the colors of vehicles. After reducing the dimension of the feature vector by a factor of 32, the successful recognition rate is reduced only 1.42% compared to the case when we use original feature vectors. Moreover, the computation time for the color recognition is reduced by a factor of 31, so we could recognize the colors efficiently.

Key Words : Principal components analysis, dimension reduction, color recognition, color histogram

### 1. 서 론

색상은 영상에 포함된 객체의 특징을 표현하는 대표적인 요소 중의 한 가지이다. 휴먼-컴퓨터 인터페이스(human-computer interface), 유비쿼터스 컴퓨팅(ubiquitous computing), 로봇 비전(robot vision), 지능형 교통 시스템(intelligent transportation system) 등의 분야에서 영상에 포함된 객체의 발견, 추적 및 인식 문제는 다양한 응용을 위해 연구되고 있으며, 이때 객체의 색상 정보는 객체의 특징을 나타내는 중요한 도구로서 활용된다[1-4]. 또한 내용 기반의 영상 검색, 영상 분류, 영상 분석을 위해서도 영상의 색상 정보를 이용하는 기법이 널리 사용되고 있다[5-11].

영상이 가진 색상의 특징을 추출하기 위하여 히스토그램 기법이 빈번히 사용되어 왔다. 히스토그램을 구성하는 방법

은 여러 가지가 있지만, 가장 기본적인 방법은 색상을 구성하는 색상 요소마다 가능한 범위 값에 대해 구간을 나누고 각 구간에 대응하는 픽셀의 개수를 누적하여 구성하는 색상 히스토그램 기법이다. 예를 들어, RGB(red green blue) 픽셀로 구성된 영상의 경우, 세 개의 R(red), G(green), B(blue) 채널(channel) 값 또는 이 중에서 선택한 2개의 채널 값을 양자화하여 대응하는 인덱스(index)를 갖는 3차원 또는 2차원 배열을 구성한 뒤, 배열에 해당 채널 값을 갖는 픽셀의 개수를 누적하여 색상 히스토그램을 구성할 수 있다. 영상에 대한 색상 히스토그램을 특징 벡터로 구성하여, 기계학습이나 유사도 측정 함수를 적용함으로써 영상을 분류하는 기법이 연구되어 왔다[7,8,10,12-14].

색상 히스토그램은 색상 정보를 특징 벡터로 구성하기 위한 직관적인 방법으로 자주 사용되고 있다. 색상 히스토그램의 이용 시 문제점은, 색상 정보를 정밀하게 표현하기 위해서는 색상 공간을 다양한 구간으로 분할해야만 하며, 그 결과로 색상 히스토그램으로 구성된 특징 벡터의 차원이 매우 커질 수 있다는 것이다. 고차원의 특징 벡터는 색상 인식이나 영상 검색에서 계산 시간의 효율성을 떨어뜨리는 원

\* 이 논문은 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (R04-2004-000-10099-0).  
† 준회원: 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 박사과정  
†† 정회원: 경북대학교 컴퓨터공학과 부교수(교신저자)  
논문접수: 2008년 2월 27일  
수정일: 1차 2008년 4월 22일, 2차 2008년 5월 17일  
심사완료: 2008년 5월 30일

인이 된다. 현재까지 다양한 응용 분야를 위해 특징 벡터의 인식률이나 검색 성공률을 가능한 한 유지하면서도 특징 벡터의 차원을 고차원에서 저차원으로 축소 시키는 방법들이 연구되어 왔다.

본 논문에서는 야외에서 촬영된 차량 영상을 입력으로 사용하여 영상 내에서 차량이 갖는 색상을 7 가지 색상 종류 중의 하나로 인식하는 알고리즘을 제시한다. 차량의 색상 인식은 차량 영상의 인덱싱(indexing)이나 차량 영상 검색, 차량의 외관 인식 등을 위해 적용될 수 있다. 교통 정보 수집, 불법 차량 적발, 주차장이나 고속도로 톨게이트에서의 자동 과금, 지능형 교통 시스템 등의 다양한 응용 분야에서 차량의 외관 인식은 반드시 해결되어야 할 핵심적인 문제이다. 차량의 색상은 차량의 외관적인 특징을 표현하는 중요한 요소의 한 가지이며, 짧은 시간 내에 다량의 차량 영상이 주어지는 상황에서 각 차량의 색상을 인식하기 위해서는 계산 시간의 효율성이 매우 중요하다.

본 논문에서 제시하는 차량의 색상 인식 알고리즘은 기본적으로 색상 히스토그램을 사용한다. 효율적인 인식 시스템을 구성하기 위해서는 색상 히스토그램으로 구성된 특징 벡터의 차원을 저차원으로 축소시켜야 하며, 이를 위하여 PCA(principal components analysis) 기법을 적용한다. PCA 기법을 이용하여 다양한 크기로 차원을 축소하여 인식 성공률이 가장 높은 차원의 크기를 구한다. 축소된 특징 벡터에 대해 SVM(support vector machine) 기법을 이용하여 기계 학습을 수행함으로써 색상을 인식한다. 실험을 통해, 제안된 방법은 차원이 축소되기 이전과 비교하여 인식의 성공률은 거의 유사하면서도 계산 시간을 약 1/31로 단축시켰음을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 관련 연구를 살펴본다. 3절에서는 색상인식 문제를 소개하고 전반적인 알고리즘을 설명한다. 4절에서는 색상 히스토그램 기법을 이용하여 색상을 인식하는 기법을 소개한 뒤, 특징 벡터의 차원 축소를 위해 PCA 기법을 적용하는 알고리즘을 제안한다. 5절에서는 축소된 특징 벡터에 대해 SVM 기법을 적용하여 색상을 인식하는 과정을 설명한다. 6절에서는 실험을 수행한 결과를 보이고, 7절에서 결론을 내린다.

## 2. 관련 연구

Buluswar and Draper 는 야외에서 실시간으로 색상을 인식하는 시스템을 제안하였다[1]. 이들은 표본 자료로부터 목표물의 색상을 학습하기 위하여 다변량 결정 트리(multivariate decision tree) 기반의 조각별 선형 비모수 함수 근사(piecewise linear non-parametric function approximation) 기법을 개발하였고, 근사된 함수를 이용하여 픽셀의 색상을 분류함으로써 목표물을 발견한다. 이 색상 인식 시스템은 고속도로에서의 자동화된 차량 운전, 군사용 차량을 위한 자동 목표물 추적 시스템 등에 적용되었다.

Swain and Ballard는 다색상 객체(multicolored object)의 영상으로 구성된 대용량 데이터베이스에 대해 인덱싱을 하

기 위해 색상 히스토그램이 강건하고 효율적인 도구가 될 수 있음을 보였다[13]. 색상 히스토그램은 서로 다른 물체를 구분하여 표현하기 위한 안정적인 특징이며, 물체가 부분적으로 가려지거나 시점이 변화할 경우에도 안정적으로 적용될 수 있음을 보였다. 또한, 물체의 인식을 위해 히스토그램 간의 교차를 이용하는 방법을 제시하였다.

Chapelle et al.은 색상 히스토그램을 특징 벡터로 사용하여 SVM 기반의 영상 분류를 이용한 영상 검색 기법을 제안하였다[14]. Chapelle et al.은 다양한 방법으로 구성된 커널(kernel)을 이용하여 SVM을 구성하였다. 영상에 대한 RGB, HSV(hue saturation value) 색상 히스토그램을 계산하여 특징 벡터로 구성하고, 이들을 서로 다른 커널을 가진 SVM으로 학습시켜 영상 검색에 사용하였다.

Sural et al.은 HSV 색상 공간에서 색조(hue), 채도(saturation), 명도(value)의 변화에 따른 시각적인 인지에 중점을 두어 색조, 채도, 명도의 성질을 분석하였다[8]. 이들은 영상 내의 각 픽셀에 대해 채도 값을 기준으로 하여 색조 또는 명도 값을 색상 결정에 영향력이 강한 값으로 선택하여 특징을 추출하였고, 이러한 특징 추출 기법을 이용하여 색상 히스토그램을 이용한 내용 기반 영상 검색(content based image retrieval)에 적용하였다.

Qiu et al.은 다섯 가지 종류의 히스토그램, 즉, 상대 색상 히스토그램(opponent color histogram), 색상 상관도표(color correlogram), MPEG-7(Moving Picture Experts Group-7) 색상 구조 기술어(color structure descriptor), 색상 패턴 외관 히스토그램(colored pattern appearance histogram), 계층적 색상 인덱싱(layered color indexing),을 제시한 뒤, 여기에 PCA 기법을 적용하여 차원을 축소시키는 방법을 제안하였다[6]. 이들은 축소된 특징 벡터에 SVM 기법을 적용하여 대량의 컬러 사진들을 내용 기반으로 분류하였다.

## 3. 차량의 색상 인식

본 논문에서는 야외에서 촬영된 차량 영상으로부터 차량의 색상을 인식하기 위하여 색상 히스토그램을 이용한 특징 벡터를 구성하고, 이 특징 벡터의 차원을 축소하는 방법을 제안한다. 야외에서 촬영되는 영상의 경우, 피사체의 색상은 촬영 당시의 조도, 피사체의 표면 재질, 그리고 주변 환경의 반사 등에 의해 다양하게 표현된다. 동일한 피사체의 경우라도 촬영 당시의 주변환경에 따라 영상에서는 서로 다른 색상으로 표현될 수 있다. 촬영 당시의 환경이나 피사체의 표면 성질 등이 미리 알려진다면, 주어진 입력 영상에 표현된 피사체의 실제 색상을 인식하기는 상대적으로 용이할 것이다. 그러나, 이러한 정보가 없는 상태에서 입력된 영상의 영상에 대해 촬영 당시의 조건을 추측하여 피사체의 실제 색상을 인식하기는 어려운 일이다.

본 논문에서는 촬영 당시의 환경이 알려지지 않았다는 가정 하에, 주어진 영상의 차량 영상에 대해 차량의 색상을 인식하는 알고리즘을 제시한다. 주어지는 입력 영상은 다양

한 야외의 환경에서 촬영되었고, 영상 내의 차량은 육안으로 색상 구별이 가능한 상태라고 가정한다. 일반적으로 차량의 색상은 차량 후드 영역의 색상에 의해 판단할 수 있다. 만약 입력 영상에서 차량의 후드 영역을 발견하여 분할함으로써 번호판, 그릴, 윈드실드, 헤드램프 등의 영역을 모두 제외 시킨다면, 차량의 색상 인식에 있어 불필요한 정보를 상당히 제거할 수 있다. 그러나, 차량의 사양 정보나 카메라와 차량 간의 상대적인 위치 및 방향 정보 등이 없는 경우, 임의의 차량 영상에서 차량의 후드 영역만을 분할하는 과정은 그 자체가 해결하기에 어려운 영상 분할 문제이다. 따라서, 본 논문에서 정의한 문제에서는 입력영상이 차량의 후드 영역만이 아닌, 차량의 전체 영역을 포함한다고 가정한다. 차량이 포함된 영상에서 차량 영역을 분할하는 방법들은 [15-17] 등에 제시되었다.

일반적인 차량 영역 분할 알고리즘을 사용할 경우, 차량이 포함된 영상에서 정확하게 차량을 나타내는 경계선을 구하여 차량 영역을 분할하기는 어렵다. 그러므로, 입력 영상은 차량의 영역뿐 아니라, 배경의 일부가 포함되었다고 가정한다. 본 논문에서 제시하는 색상 인식 알고리즘은 차량의 후드 부분 외에 여러 부품과 유리창, 번호판, 도로 또는 차량이 놓인 배경의 일부, 차량의 그림자 등의 색상이 혼재한 상태의 영상에 대해 차량의 색상을 인식한다. 분류의 대상이 되는 색상은 국내에서 가장 흔히 발견되는 차량의 색상들 중에서 선택한 7가지 색상이며, 3가지의 무채색인 검정색, 은색, 흰색과 4가지의 유채색인 빨강색, 노랑색, 파랑색, 녹색을 포함한다. (그림 1)에서는 사용된 입력 영상의 예를 색상 별로 제시한다.

색상인식을 위한 알고리즘은 다음의 단계로 구성된다.

1. 입력 영상에 대해 HSI(hue saturation intensity) 색상 모델 [18]을 적용한다.
2. 영상으로부터 색조-채도(hue-saturation), 색조-명도(hue-intensity), 채도-명도(saturation-intensity) 값에 의해 색상 히스토그램을 구성한다.
3. 2차원 행렬 형태의 3개의 색상 히스토그램 각각에 대해 행 우선 순서(row-major order)로 원소를 나열하여

벡터를 구성한 뒤, 벡터들을 조합하여 특징 벡터를 구성한다.

4. PCA 기법을 적용하여 특징 벡터의 차원을 축소한다.
5. SVM 기법을 이용하여 색상을 인식한다.

#### 4. 특징 벡터의 구성 방법

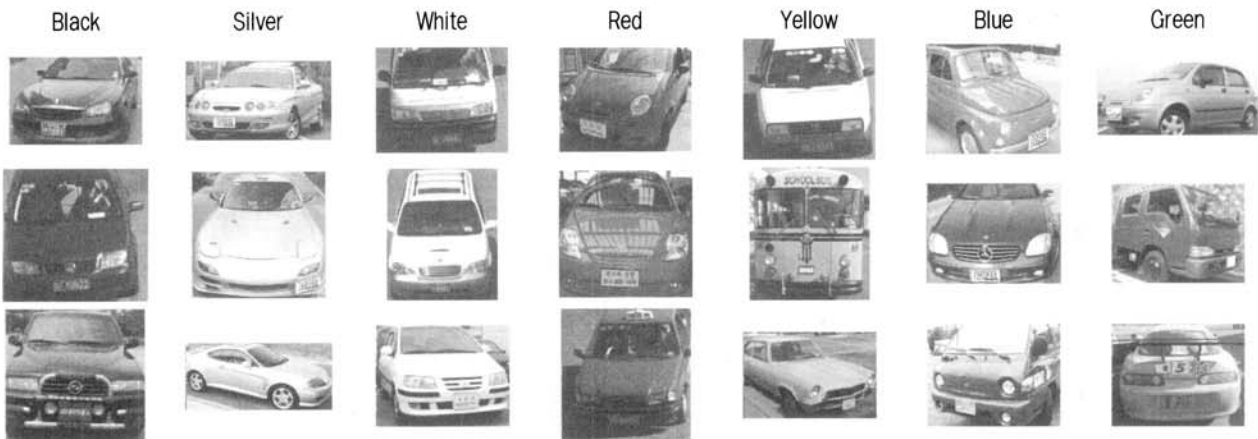
본 절에서는 색상 인식을 수행하기 위해 색상 히스토그램을 이용하여 특징 벡터를 구성하는 방법을 제안한 뒤, 특징 벡터의 차원을 줄이기 위해 PCA 기법을 사용하는 알고리즘을 제시한다.

##### 4.1 색상 히스토그램을 이용한 특징 벡터의 구성

색상 인식을 위한 히스토그램의 구성 방법은 다음과 같다. 색상 히스토그램은 HSI 색상 모델을 기반으로 구성한다. HSI 색상 모델은 색조, 채도, 명도의 성분으로 구성된다. 색상 중에서 유채색 계열은 주로 색조와 채도에 의해 서로 구분되고, 무채색 계열은 주로 채도와 명도에 의해 서로 구분되므로, HSI 색상 모델은 RGB 색상 모델보다 영상의 색상 특징을 분석하기에 용이하다. 픽셀의 R(red), G(green), B(blue) 값을 H(hue), S(saturation), I(intensity) 값으로 변환하는 식은 참고 문헌 [18]에 제시되었다.

히스토그램의 원소를 이용하여 특징 벡터를 구성하면 벡터의 차원은 히스토그램의 빈 개수에 의해 결정된다. 만일 3차원의 색상 히스토그램으로부터 특징 벡터를 구성한다면 H, S, I 각 성분을  $n$ 개의 구간으로 나누었을 때 히스토그램은  $n^3$ 개의 빈으로 구성되며, 이때 특징 벡터의 차원은  $n^3$ 이 된다.

본 논문에서는 특징 벡터의 차원이 너무 커지지 않도록, 3차원 색상 공간을 2차원 색상 평면으로 투사하여 2차원의 히스토그램을 생성함으로써 입력 영상에 대한 특징 벡터를 구성하고자 한다. H, S, I의 각 성분 값의 범위를 16개의 구간으로 양자화하여 각 성분 값이 0과 15 사이의 정수로 표현된다고 가정한다. H, S, I 각 성분을 16개의 구간으로 나누어서 H와 S에 대한 히스토그램( $histo^{HS}$ ), H와 I에 대한 히스토그램( $histo^{HI}$ ), 그리고 S와 I에 대한 히스토그램( $histo^{SI}$ )



(그림 1) 색상 인식에 사용되는 영상의 예

을 생성한다. 이렇게 생성된 2차원 색상 히스토그램은 각각  $16 \times 16 = 256$ 개의 빈을 가지게 되는데, 픽셀 중에서 R, G, B 값이 모두 동일하여 H와 S값의 분모가 0이 되는 픽셀의 개수를 나타낼 수 있도록 각 색상 히스토그램 마다 별도로 1개의 빈을 더 추가하여 히스토그램을 구성하였다. 따라서 각 히스토그램의 빈 수는 257이 된다. 히스토그램의 구성 과정을 알고리즘으로 정리하면 (그림 2)와 같다.

한 개의 히스토그램은 2차원 행렬 형태이므로, 행렬의 각 원소를 행 우선 순서로 나열함으로써 한 개의 벡터로 표현할 수 있다. 2개 이상의 히스토그램을 결합하여 한 개의 특징 벡터를 구성하기 위해서는 각 히스토그램에 대해 먼저 벡터로 표현한 뒤, 두 개의 벡터를 결합한다. 색상 인식을 위한 특징 벡터는 3개의 2차원 히스토그램을 조합하여 <표 1>과 같이 구성한다. <표 1>에서 특징 벡터의 차원이 257, 514, 771 차원인 경우는 각각 1개의 히스토그램, 2개의 히스토그램, 3개의 히스토그램을 결합하여 특징 벡터를 구성한 것이다.

일반적으로 특징 벡터가 고차원인 경우, 색상 인식의 수행 속도가 저하되며 메모리 사용량도 증가하여 전반적으로 인식 시스템의 효율성을 떨어뜨린다. 또한 특징 벡터의 차원에 비례해서 더욱 많은 양의 학습데이터가 필요하다. 만약 인식 성공률을 유지하면서 특징 벡터의 차원을 줄일 수 있다면, 효율적인 인식 시스템을 만들 수 있을 것이다. 이를 위해 다음 절에서는 특징 벡터의 차원을 축소시키는 방법을 제시한다.

4.2 PCA 기법을 이용한 특징 벡터의 차원 축소

이 절에서는 PCA 기법을 이용한 차원 축소 방법을 제안하고자 한다. PCA 기법은 다양한 분야의 패턴 인식에서 대표적인 차원 축소(dimensionality reduction) 기법으로 널리 사용되고 있으며 특히 얼굴 인식 분야에 많이 적용된다. PCA는 고차원의 데이터를 저차원의 부분 공간(subspace)으로 투영(projection)시켜서 특징 벡터의 차원을 축소시킨다. 즉, 특징 벡터가  $d$ 차원이고 특징 공간의 어떤 부분 공간이  $n$ 개의 벡터로 구성된 기저(basis)를 가질 때, 특징 벡터들이 부분 공간으로 투영시킨다면 차원을  $d$ 에서  $n$ 으로 줄일 수 있다[19].

본 절에서는 색상 히스토그램을 이용하여 구성된 특징 벡터에 대해 PCA 기법을 적용하는 방법을 소개한다. <표 1>과 같이 색상 히스토그램으로 구성된 특징 벡터가 주어졌다고 가정하자. 특징 벡터  $V$ 의 차원이  $d$ 인 경우, 차원을  $d$ 에서  $n$ 으로 축소하기 위해서는 전처리 과정이 필요하다. 전처리 과정에서는 벡터  $V$ 에 대한 학습 데이터 셋을 이용하여 차원 축소에 사용할 행렬을 생성하며, 이 과정을 알고리즘으로 제시하면 Algorithm:PreprocessingForDimensionReduction과 같다(그림 3 참조). 여기에서, 특징 벡터  $V$ 는 열 벡터(column vector)이고,  $V$ 에 대한 학습 데이터 셋은 7가지 색상 별로 같은 개수의 데이터로 구성되며, 전체  $k$ 개의 데이터를 갖는다고 가정한다.

전처리 과정을 거쳐 얻은 행렬  $A$ 와 평균 벡터  $\mu$ 를 이

Algorithm:ColorHistogramConstruction

```

Begin
HS[-1][0] = HI[-1][0] = SI[-1][0] = 0; /* p.Red=p.Green=p.Blue인 픽셀 개수 누적 */
for i = 0 to 15 do /* 색상 히스토그램의 초기화 */
    for j = 0 to 15 do
        HS[i][j] = HI[i][j] = SI[i][j] = 0;
    for each pixel p in the image do
        if p.Red != p.Green or p.Red != p.Blue then begin
            HS [p.Hue][p.Saturation] ++; /* histoHS 생성 */
            HI [p.Hue][p.Intensity]++; /* histoHI 생성 */
            SI [p.Saturation][p.Intensity]++; /* histoSI 생성 */
        end
    else begin /* R, G, B 값이 같은 픽셀의 개수 누적 */
        HS [-1][0] ++;
        HI [-1][0]++;
        SI [-1][0]++;
    end
end
End
    
```

(그림 2) 히스토그램 구성 알고리즘

<표 1> 색상 히스토그램으로 구성된 특징 벡터

특징 벡터 (차원)	$V^{HS}$ (257)	$V^{HI}$ (257)	$V^{SI}$ (257)	$V^{HS,SI}$ (514)	$V^{HI,SI}$ (514)	$V^{HS,HI}$ (514)	$V^{HS,HI,SI}$ (771)
색상 히스토그램	histo <sup>HS</sup>	histo <sup>HI</sup>	histo <sup>SI</sup>	histo <sup>HS</sup> & histo <sup>SI</sup>	histo <sup>HI</sup> & histo <sup>SI</sup>	histo <sup>HS</sup> & histo <sup>HI</sup>	histo <sup>HS</sup> & histo <sup>HI</sup> & histo <sup>SI</sup>

**Algorithm:PreprocessingForDimensionReduction**입력:  $V$ 에 대한 학습 데이터 셋출력: 차원 축소에 사용되는 행렬  $A$ 

Begin

1.  $V$ 에 대한 학습 데이터 셋에 대해 특징 벡터를 계산한 뒤, 이들을 열로 구성하여  $d \times k$  크기의 행렬  $C$ 를 구성한다. 이때,  $C$ 의 원소  $c_{ij}$ 는  $j$ 번째 학습 데이터의  $i$ 번째 특징 값을 나타낸다.
2. 행렬  $C$ 에 속한 모든 특징 벡터에 대해 평균 벡터  $\mu$ 를 계산한다.
3.  $\mu$ 를  $k$ 개의 열 벡터로 반복하여 삽입함으로써 행렬  $C_s$ 를 구성한다.
4. 공분산 행렬  $\Sigma = (C - C_s)(C - C_s)^T$ 를 계산한다.
5. 크기가  $d \times d$ 인 행렬  $\Sigma$ 의 고유 벡터와 고유 값을 구한 후 고유 값이 큰 순서대로  $n$ 개의 고유 벡터를 취하여 크기  $d \times n$ 인 행렬  $A$ 를 구성한다.

End

(그림 3) 차원 축소를 위한 전처리 과정

용하여  $V$ 에 대한 학습 데이터 또는 실험 데이터에 속한 특징 벡터  $X$ 에 대해 차원 축소를 수행하는 과정은 Algorithm: DimensionReduction과 같다(그림 4 참조).

**Algorithm:DimensionReduction**입력:  $d$  차원의 특징 벡터  $X$ , 평균 벡터  $\mu$ , 행렬  $A$ 출력:  $n$ 차원으로 축소된 벡터  $Y$ 

Begin

1.  $A^T$  = 행렬  $A$ 에 대한 전치 행렬
2.  $Y = A^T(X - \mu)$

End

(그림 4) 특징 벡터의 차원 축소 알고리즘

**5. SVM 기법을 이용한 색상 인식**

SVM[19]은 최대 마진 분류기(maximal margin classifier)로서 패턴 인식 분야에서 널리 사용되고 있다. 일반적으로 SVM은 이진 분류기로 사용된다. 이때 SVM은 초평면(hyper-plane)을 기준으로 특징 공간(feature space)을 2개의 영역으로 분류하며, 이 2개의 영역은 특징 벡터가 속할 수 있는 2개의 클래스에 대응한다. 학습 데이터 셋을 이용하여, 이러한 초평면을 정의하는 매개변수를 계산하여 출력함으로써 SVM이 구성된다. 이진 분류기의 경우, 실험 데이터 셋에 속한 특징 벡터를 SVM에 입력하면, 실수값을 출력하며 이 값이 0보다 크면 양의 클래스로, 0보다 작으면 음의 클래스로 특징 벡터가 속한 클래스를 분류한다.

색상 인식은 다중 클래스 문제에 해당하므로 one-vs-all 비교 방식을 적용하여 SVM을 사용한다. 전처리 과정에서는 학습 데이터 셋을 이용하여 각 색상 클래스마다 이진 분류가 가능한 SVM을 생성하여, 총 7개의 SVM을 얻는다. 예를 들어, black에 해당하는 특징 벡터를 분류하기 위한 SVM은 학습 데이터 셋에서 black 클래스인 특징 벡터에 대해 클래스 정보를 +1로, 나머지 6개의 클래스에 속한 특징 벡터에 대해 클래스 정보를 -1로 첨부한 뒤, 이들을 입력으로 하여 SVM을 생성한다. 이와 같은 방식으로 silver,

white, red, yellow, green, blue 클래스 각각에 대한 SVM을 모두 생성한다. 실험 데이터에 속한 특징 벡터가 주어질 때, 이 특징 벡터를 7개의 SVM에 모두 입력하여, 이 중에서 출력값이 가장 큰 SVM에 해당하는 색상 클래스로 특징 벡터를 분류한다.

SVM을 이용하여 색상 클래스를 분류하는 과정은 Algorithm: ColorRecognition과 같다(그림 5 참조). 여기에서 SVM\_classify\_ $c_i$ 은 black 색상의 분류를 위한 SVM이며, 그 외의 색상에 대한 SVM도 유사한 방식으로 표기되었다. 알고리즘의 출력은 색상 클래스  $c_i$  ( $1 \leq i \leq 7$ )이며, 1:Black, 2:Silver, 3:White, 4:Red, 5:Yellow, 6:Green, 7:Blue에 대응한다.

**Algorithm:ColorRecognition**입력:  $n$  차원의 특징 벡터  $Y$ 출력: 색상 클래스  $c_k$ 

Begin

- ```

for i = 1 to 7 do
     $a_i = \text{SVM\_classify\_}c_i(Y)$ ;
 $k = \text{Argmax}_{1 \leq i \leq 7}(a_i)$ ;
Output  $c_k$ ;
End

```

(그림 5) 다중 클래스 SVM을 이용한 색상 인식 알고리즘

**6. 실험 결과**

본 절에서는 차량 색상을 인식하기 위해 색상 히스토그램을 이용한 방법 및 PCA 기법을 이용한 방법의 성능을 평가한다. 색상 히스토그램을 이용하여 차량 색상을 인식하는 경우에 대한 실험 결과를 먼저 기술한 뒤, 본 논문에서 제안한대로 PCA를 이용하여 특징 벡터의 차원을 축소한 후의 실험 결과를 비교해서 설명한다. 데이터 셋(data set)은 7가지 차량 색상(black, blue, green, red, silver, white, yellow)별로 100장씩 총 700장이며 색상 히스토그램을 구성하기 위한 학습 데이터 셋을 차량 색상 별로 50장씩 구성하였다. 학습 데이터 셋에 속하지 않는 영상들 중에서 각 차량 색상

별로 50장을 선택하여 색상 인식을 수행하기 위한 테스트 데이터 셋을 구성하였다.

실험에 사용된 학습 및 테스트 영상의 예가 (그림 1)에 제시되었다. 실험은 1GByte의 메모리와 3GHz 펜티엄 4 CPU가 장착된 사양의 PC에서 수행하였다. 그리고 차량 색상의 패턴 분류기로 SVM 기법을 사용한다. 본 논문에서는 다중 클래스 분류를 위해 SVM을 적용할 경우 가장 많이 사용하는 기법인 one-vs-all 비교 방식으로 구현된 SVM<sup>multiclass</sup>[20]를 사용하여 실험하였고 이때 커널 함수로는 선형 커널을 이용하였다.

6.1 색상 히스토그램을 이용한 색상 인식

색상 히스토그램  $histo^{HS}$ ,  $histo^{HI}$ ,  $histo^{SI}$ 는 각각  $16 \times 16$  크기의 2차원 행렬로 계산한 뒤, 행렬의 원소값을 행 우선 순서로 나열하여 3개의 벡터를 구하였다. 이 벡터를 조합하여 특징 벡터를 구성한 뒤, SVM 기법을 적용하여 차량 색상을 판정하였다.

<표 2>는  $histo^{HS}$ ,  $histo^{HI}$ ,  $histo^{SI}$ 로부터 특징 벡터들을 구성하여 색상 인식의 평균 성공률을 측정한 결과이다. 실험 결과, 세 개의 히스토그램을 모두 사용하여 특징 벡터의 차원이 771로 가장 큰 경우에 93.28%의 평균 인식 성공률을 보였다. <표 3>에서는 각 색상 별 인식 성공률을 보인다. 검정색, 파랑색, 녹색은 상대적으로 인식 성공률이 낮게 측정되었고 나머지 4개의 색상은 성공률이 95% 이상으로 높게 측정되었다. 촬영 당시 날씨가 흐리거나 조도가 낮은 경우, 그리고 아주 맑은 날씨에 촬영되어 반사광에 많이 노출된 입력 영상에 대해 색상을 올바르게 인식하기가 어려웠다. 예를 들어 차체에 전반적으로 그늘진 노란색 차량 영상은 검은색으로 판정되었고 반사광에 심하게 노출된 은색 계열의 차량 영상은 흰색으로 인식된다. <표 4>에서는 색상 히스토그램을 이용하여 색상 인식을 수행할 경우, 각 특징 벡

<표 4> 색상 히스토그램 기반의 색상 인식 수행 시간 (시간 단위: millisecond)

| 특징 벡터<br>계산 시간         | $V^{HS,HI}$<br>(514) | $V^{HS,SI}$<br>(514) | $V^{HI,SI}$<br>(514) | $V^{HS,HI,SI}$<br>(771) |
|------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-------------------------|
| 영상 입력 시간               | 2                    | 2                    | 2                    | 2                       |
| 특징 벡터 생성 시간            | 71                   | 70                   | 72                   | 71                      |
| 특징 벡터 파일 생성 시간         | 3                    | 4                    | 4                    | 5                       |
| SVM판정시간<br>(파일 입출력 포함) | 3730                 | 4627                 | 4502                 | 7755                    |
| 전체 수행 시간               | 3806                 | 4703                 | 4580                 | 7833                    |

<표 2> 색상 히스토그램을 이용한 색상 인식 결과

| 특징 벡터 (차원) | $V^{HS}$<br>(257) | $V^{HI}$<br>(257) | $V^{SI}$<br>(257) | $V^{HS,HI}$<br>(514) | $V^{HS,SI}$<br>(514) | $V^{HI,SI}$<br>(514) | $V^{HS,HI,SI}$<br>(771) |
|------------|-------------------|-------------------|-------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-------------------------|
| 인식성공률(%)   | 90.66             | 88.34             | 68.69             | 92.71                | 92.99                | 92.68                | 93.28                   |

<표 3> 특징 벡터  $V^{HS,HI,SI}$  를 사용할 경우, 차량의 색상 별 인식 성공률

| 차량 색상    | Black | Blue | Green | Red | Silver | White | Yellow | 평균    |
|----------|-------|------|-------|-----|--------|-------|--------|-------|
| 인식성공률(%) | 88.2  | 90.6 | 91    | 96  | 96.2   | 95    | 95.8   | 93.28 |

터 별로 색상 인식에 필요한 계산 시간을 보인다. 측정된 계산 시간은 소수점 이하 첫째 자리에서 반올림한 값으로 표현하였다.

6.2 PCA 기법을 이용하여 차원 축소를 수행한 후의 색상 인식

PCA를 이용하여 색상 히스토그램으로 구성된 특징 벡터의 차원을 축소한 결과는 다음과 같다. 실험 데이터에 대해  $histo^{HS}$ ,  $histo^{HI}$ ,  $histo^{SI}$ 을 생성하여 7가지 종류의 특징 벡터를 구성한 뒤 차원을 다양한 크기로 축소하여 실험하였다. <표 5>에 제시된 특징 벡터  $P^{HS}$ ,  $P^{HI}$ ,  $P^{SI}$ 은 각각 색상 히스토그램  $histo^{HS}$ ,  $histo^{HI}$ ,  $histo^{SI}$ 으로부터 차원을 축소하여 얻은 저차원의 특징 벡터들이다. 색상 히스토그램으로 생성한 특징 벡터의 차원이 257인 경우는 각각 4차원, 8차원, 12차원, 16차원으로, 514인 경우는 8차원, 16차원, 24차원, 32차원으로, 그리고 771인 경우는 12차원, 24차원, 36차원, 48차원으로 축소하였다. 특징 벡터  $P^{HS,HI}$ 는 색상 히스토그램  $histo^{HS}$ ,  $histo^{HI}$ 를 결합한 뒤 차원을 축소하여 얻은 저차원의 특징 벡터이다. 특징 벡터  $P^{HS,SI}$ 와  $P^{HI,SI}$ 는 각각  $histo^{HS}$ 와  $histo^{SI}$ , 그리고  $histo^{HI}$ 와  $histo^{SI}$ 를 결합한 뒤 차원을 축소하여 얻은 저차원의 특징 벡터들이다. 특징 벡터  $P^{HS,HI,SI}$ 는 세 개의 히스토그램  $histo^{HS}$ ,  $histo^{HI}$ ,  $histo^{SI}$ 를 결합한 뒤 차원을 축소시켜 얻은 특징 벡터이다. 이러한 저차원의 특징 벡터들에 대해 SVM을 이용하여 색상을 인식하며, 평균 인식 성공률을 측정하여 <표 5>에 제시하였다.

특징 벡터  $P^{HS}$ 의 경우 4차원으로 축소할 경우, 인식 성공률이 48.29%로 매우 낮지만, 8차원 내지 16차원일 경우, 인식 성공률은 83.31% 내지 89.14%로 높아진다. 특징 벡터  $P^{HI}$ 의 경우 차원의 크기에 비교적 영향을 받지 않고 4차원 내지 16차원일 경우 70.86% 내지 82.86%의 인식 성공률을 보인다. 특징 벡터  $P^{SI}$ 만을 사용할 경우는 전반적으로 인식 성공률이 매우 낮으며 4차원부터 16차원으로 변화하는 동안 40.29%로부터 61.43%의 인식 성공률 변화를 보인다.

두 개의 색상 히스토그램을 조합하여 만든 저차원 특징 벡터의 경우, 한 개의 색상 히스토그램을 이용한 경우보다 인식 성공률이 월등히 높아진다. 차원 크기의 변화에 따라  $P^{HS,HI}$ ,  $P^{HS,SI}$ ,  $P^{HI,SI}$ 의 인식 성공률은 변화하지만, 16차원 이상일 경우에는 대체로 88.86% 부터 90.86% 사이의 유사한 인식 성공률을 보인다.

세 개의 색상 히스토그램을 조합하여 저차원 특징 벡터  $P^{HS,HI,SI}$ 를 구성할 경우 24차원일 때 성공률이 가장 높으며

91.86%의 인식 성공률을 보인다. 24차원을 기준으로 차원의 크기가 더 작을 경우에 성공률이 더 낮아지는 것은 물론이고, 차원의 크기가 더 큰 경우에도 성공률이 더 낮아진다. 히스토그램의 조합을 달리하는 다른 특징 벡터들과 비교해도 24차원의 특징 벡터  $P^{HS,HI,SI}$ 가 가장 높은 인식 성공률을 보인다. 따라서, PCA를 이용하여 색상 인식을 수행할 경우 인식 성공률의 면에서 가장 적합한 특징 벡터는  $P^{HS,HI,SI}$ 이며 24차원을 갖는 경우이다.

(그림 6)에서는 <표 2>에서 제시한 히스토그램 기반 특징 벡터의 인식 성공률과 <표 5>에서 제시한 차원이 축소된 특징 벡터의 인식 성공률을 그래프로 비교한다. 그래프의 가로축은 특징 벡터의 구성에 이용한 색상 구성요소 및 특징 벡터의 차원을 표시하며, 세로축은 해당 차원에 따라 측정된 인식 성공률을 표시한다.

<표 6>에서는 PCA 기법으로 특징 벡터를 구성하여 색상 인식을 수행할 경우, 계산 시간을 비교한다. 측정된 계산 시간은 밀리초를 단위로 하며, 소수점 이하 첫째 자리에서 반올림한 값으로 표현하였다. SVM 기법을 이용하여 색상을 인식할 때, 수행 시간에서 가장 큰 비중을 차지하는 것은 SVM 판정에 걸리는 시간이다. 특징 벡터  $P^{HS,HI,SI}$ 이 24차원일 때 251ms의 색상 인식 수행 시간을 보인다.

인식 성공률이 가장 높은 24차원의 특징 벡터  $P^{HS,HI,SI}$ 를 고려할 때, 색상 히스토그램 기반의 방법에 비해 특징

벡터의 차원 크기는 771차원에서 24차원으로 96.89%만큼 축소되었고, 이때 인식 성공률은 93.28%에서 91.86%로 1.42%만큼 감소하였다. 인식에 필요한 계산 시간은 7833ms에서 251ms로 감소하여 계산 시간이 약 1/31로 단축되었다.

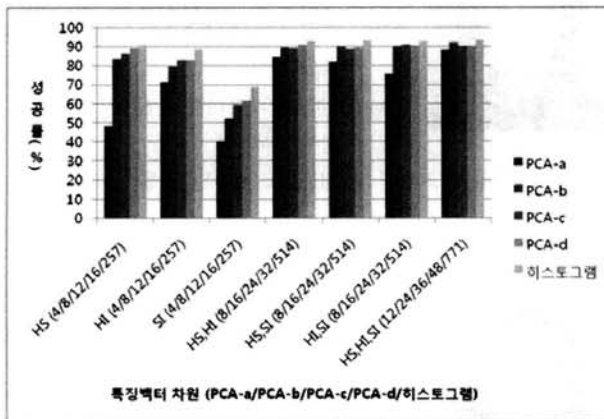
<표 6> PCA 기법 기반의 색상 인식 수행 시간 (시간 단위: millisecond)

| 특징 벡터 (차원)          | $P^{HS,HI,SI}$ (12) | $P^{HS,HI,SI}$ (24) | $P^{HS,HI,SI}$ (36) | $P^{HS,HI,SI}$ (48) |
|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| 계산 시간               |                     |                     |                     |                     |
| 영상 입력 시간            | 2                   | 2                   | 2                   | 2                   |
| 특징 벡터 생성 시간         | 81                  | 88                  | 78                  | 81                  |
| 특징 벡터 파일 생성 시간      | 0                   | 2                   | 2                   | 2                   |
| SVM판정시간 (파일 입출력 포함) | 111                 | 159                 | 209                 | 260                 |
| 전체 수행 시간            | 194                 | 251                 | 291                 | 345                 |

### 7. 결론

본 논문에서는 영상으로 주어진 차량의 색상을 인식하는 방법을 제안하였다. 차량 영역에 대한 색상 히스토그램을 직접 특징 벡터로 이용하는 기법을 소개한 뒤, PCA 기법을 이용하여 특징 벡터의 차원을 축소시키는 방법을 제안하였다. 영상에 포함된 차량의 색상을 인식하기 위해서는, 영상에 대한 색상 히스토그램을 이용하여 차원이 축소된 특징 벡터를 생성한 뒤 one-vs-all 방식으로 SVM 기법을 적용하였다.

PCA 기법을 적용하여 특징 벡터의 차원을 다양하게 축소시킨 결과, HS, HI, SI 색상히스토그램을 모두 결합한 특징 벡터로 차원이 24인 경우에 전체 인식 성공률이 91.86%로 가장 높게 측정 되었으며, 색상 히스토그램 기반의 기법과 비교했을 때 특징 벡터의 차원 크기를 771에서 24로 96.9% 가량 축소시키면서도 인식 성공률은 단지 1.42%만큼 감소하는 좋은 성능을 보였다. 본 논문에서 제안한 차원 축소 방법은 색상 히스토그램 기반 방법과 유사한 인식 성공률을 보이면서도 특징 벡터의 차원을 크게 축소시켜 인식 시스템의 성능을 탁월하게 향상시켰다. 계산 시간은 특징 벡터의 차원을 축소 시키기 이전과 비교하여 7833ms에서 251ms로 감소함으로써 약 1/31로 단축되어 매우 효율적인 인식 시스템을 구성할 수 있었다.



(그림 6) 색상 히스토그램으로 구성한 특징 벡터와 PCA를 이용하여 차원을 축소한 특징 벡터의 색상 인식 성공률 비교

<표 5> PCA를 이용한 차원 축소 실험 결과

| 특징 벡터     | $P^{HS}$ | $P^{HI}$ | $P^{SI}$ | $P^{HS,HI}$ | $P^{HS,SI}$ | $P^{HI,SI}$ | $P^{HS,HI,SI}$ |
|-----------|----------|----------|----------|-------------|-------------|-------------|----------------|
| 차원        | 4        | 4        | 4        | 8           | 8           | 8           | 12             |
| 인식성공률 (%) | 48.29    | 70.86    | 40.29    | 84.57       | 81.71       | 75.71       | 87.83          |
| 차원        | 8        | 8        | 8        | 16          | 16          | 16          | 24             |
| 인식성공률 (%) | 83.31    | 79.37    | 52.29    | 89.43       | 89.83       | 89.80       | 91.86          |
| 차원        | 12       | 12       | 12       | 24          | 24          | 24          | 36             |
| 인식성공률 (%) | 86.29    | 82.57    | 59.43    | 89.14       | 88.86       | 90.86       | 90.03          |
| 차원        | 16       | 16       | 16       | 32          | 32          | 32          | 48             |
| 인식성공률 (%) | 89.14    | 82.86    | 61.43    | 90.86       | 89.43       | 90.57       | 89.6           |

**참 고 문 헌**

[1] S. D. Buluswar and B. A. Draper, "Color machine vision for autonomous vehicles," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.11, No.2, pp.245-256, 1998.

[2] S. D. Buluswar and B. A. Draper, "Color models for outdoor machine vision," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.85, No.2, pp.71-99, 2002.

[3] P. Chang and J. Krumm, "Object recognition with color cooccurrence histograms," *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Fort Collins, CO, June 23-25, 1999.

[4] T. Gevers and H. Stokman, "Robust Histogram Construction from Color Invariants for Object Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.26, No.1, pp.113-117, 2004.

[5] A. H. H. Ngu, Q. Z. Sheng, D. Q. Huynh and R. Lei, "Combining multi-visual features for efficient indexing in a large image database," *The VLDB Journal*, Vol.9, No.4, 2001, pp.279-293.

[6] G. Qiu, X. Feng and J. Fang, "Compressing histogram representations for automatic colour photo categorization," *Pattern Recognition*, Vol.37, No.11, November 2004, pp. 2177-2193.

[7] Y. Rui, T. S. Huang and S.-F. Chang, "Image retrieval: Current techniques, promising directions and open issues," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.10, No.4, pp.39-62, 1999.

[8] S. Sural, G. Qian and S. Pramanik, "Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval," *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing*, Vol.2, pp.589-592, 2002.

[9] J. R. Smith and S.-F. Chang, "Tools and techniques for color image retrieval," *Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV*, Vo. 2670 of IS&T/SPIE Proceedings, pp.426-437, 1996.

[10] H. Nezamabadi-pour and E. Kabir, "Image retrieval using histograms of uni-color and bi-color blocks and directional changes in intensity gradient," *Pattern Recognition Letters*, Vol.25, No.14, pp.1547-1557, 2004.

[11] G. Paschos, I. Radev and N. Prabhakar, "Image content-based retrieval using chromaticity moments," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol.15, No.5, pp.1069-1072, 2003.

[12] M. Stricker and M. Swain, "The Capacity of Color Histogram Indexing," *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, 21-23 June, pp.704-708, 1994.

[13] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 7, No. 1, pp.11-32, 1991.

[14] O. Chapelle, P. Haffner and V. N. Vapnik, "Support vector

machines for histogram-based image classification," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.10, No.5, pp.1055-1064, 1999.

[15] H. Inoue, L. Mingzhe and S. Kamijo, "Vehicle segmentation by edge classification method and the S-T MRF model," *Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics 2006*, Vol.1, 2006, pp.370-376.

[16] J. -W. Lee and I. -S. Kweon, "Vehicle segmentation using evidential reasoning," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol.2, 1997, pp.880-885.

[17] Z. -F. Liu and Z. You, "A real-time vision-based vehicle tracking and traffic surveillance," *Proc. of 8<sup>th</sup> ACIS International Conference on SNPD 2007*, Vol.1, 2007, pp.174-179.

[18] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital image processing*, 2<sup>nd</sup> ed., 2002.

[19] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2<sup>nd</sup> ed., 2001.

[20] [http://www.cs.cornell.edu/People/tj/svm\\_light/svm\\_multiclasses.html](http://www.cs.cornell.edu/People/tj/svm_light/svm_multiclasses.html)



**박 선 미**

e-mail: disvogue@knu.ac.kr  
 2005년 경북대학교 한문학과 (학사)  
 2007년 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 (공학석사)  
 2008년~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 박사과정

관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, GPGPU, 패턴인식 등



**김 구 진**

e-mail: kujinkim@yahoo.com  
 1990년 이화여자대학교 전자계산학과 (학사)  
 1992년 한국과학기술원 전자계산학과 (공학석사)  
 1998년 포항공과대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)

1998년~2000년 Dept. of Computer Sciences, Purdue Univ., PostDoc  
 2000년~2002년 아주대학교 정보통신전문대학원 BK21 조교수  
 2002년~2003년 Dept. of Mathematics and Computer Science, University of Missouri-St. Louis, Visiting Assistant Professor  
 2004년~2008년 경북대학교 컴퓨터공학과 조교수  
 2008년~현재 경북대학교 컴퓨터공학과 부교수  
 관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 컴퓨터 비전, GPGPU, 곡면 및 기하모델링 등