

# 컬러 시각을 이용한 사람 손의 검출

김준엽 · 도용태\*

## Human Hand Detection Using Color Vision

Junyup Kim and Yongtae Do\*

### Abstract

The visual sensing of human hands plays an important part in many man-machine interaction/interface systems. Most existing vision-based hand detection techniques depend on the color cues of human skin. The RGB color image from a vision sensor is often transformed to another color space as a preprocessing of hand detection because the color space transformation is assumed to increase the detection accuracy. However, the actual effect of color space transformation has not been well investigated in literature. This paper discusses a comparative evaluation of the pixel classification performance of hand skin detection in four widely used color spaces; RGB, YIQ, HSV, and normalized rgb. The experimental results indicate that using the normalized red-green color values is the most reliable under different backgrounds, lighting conditions, individuals, and hand postures. The nonlinear classification of pixel colors by the use of a multilayer neural network is also proposed to improve the detection accuracy.

**Keywords :** Vision Sensing, Color Space, Hand Detection, Human Machine Interaction(HMI), Neural Networks

### 1. 서론

시각(vision)은 인간의 감각 기능들 중에서 주변의 정보를 가장 다양하고 풍부하게 제공한다. 이는 현대의 여러 자동화 기기에서도 마찬가지이다. 종래에는 카메라의 높은 가격과 방대한 영상 정보의 처리에 필요한 컴퓨터의 성능 문제 때문에 시각의 사용이 제한적이었으나, 근래에는 카메라와 컴퓨터의 가격 대 성능비가 급격히 향상됨으로 인하여 그 활용 영역이 널리 확대되고 있다. 일반적으로 센서의 사용은 자동화 기기가 주변 환경에 적응적으로 동작할 수 있게 한다. 특히 센서들 중 가장 높은 단계에 있는 시각 센서를 채용함으로써 기기를 지능화할 수 있고, 기기 사용자와의 상호 작용(interaction) 및 접속(interface)이 간편하여 진다. 그 대표적인 예가 손짓(hand gesture)에 기반한 로봇의 제어이다. 로봇의 제어는 기계 구조에 대한 이해와 제어 이론의 활용을 필요로 하지만, 가정과 같이 비생산적 공간에서 일반인에게 서비스하기 위한 로봇이 근래 속속 등장하고 있고, 로봇과 사람이 협업하는 상황에 대한 관심도 커지고 있다[1]. 이 경우 비전문가인 사용자가 간편하게 로봇에게 제어 명령을 전달할 수 있는 수단이 필요하고, 시각에 기반한 사

용자 손짓의 인식이 중요한 연구 주제로 등장하였다. 서비스 로봇 이외에도, 시각을 이용한 손짓의 인식은 PC의 윈도우를 제어한다든지[2], 가상의 물체를 조작하고[3], TV를 조정하며[4], 수화를 자동 인식하는 등[5]의 다양한 활용 예를 가진다. 시각에 기반한 사용자 손짓의 인식은 대체로 Fig. 1과 같은 구조를 가진다. 즉, 시각 센서로 사용된 카메라의 출력 영상 내에서 사람 손을 검출하고, 이를 미리 지정한 손 모형과 비교하여 2차원 혹은 3차원 형상을 인식하고, 추적을 통하여 그 동작의 의미를 이해하여 로봇 등의 활용 영역에 적용하는 것이다. 이 경우 카메라의 영상 내에서 손에 해당하는 화소들을 주변 환경의 변화에 강건하게 추출하는 것이 가장 기본적인 작업이며, 이의 검출이 효율적이지 못할 경우에는 추적이나 인식과 같은 더 높은 단계에서의 처리가 불가능하여진다. HMI(Human Machine Interaction)의 목적으로 시각 센서의 출력 영상에서 사람 손의 화소들을 검출하기 위해 수행된 기존의 연구들은 크게 세 가지의 접근법을 가진다. 그 첫 번째는 피부 컬러에 기반하여 컬러 영상에서 손을 검출하는 방법으로[6-9], 필요한 장치의 비용이 낮고 처리가 간단하다는 장점이 있어 가장 널리 사용되지만, 피부와 유사한 컬러를 가지는 배경 물체로 인한 오류의 가능성이 있다. 두 번째는 스테레오 시각에 의한 방법[10, 11]으로, 3차원 거리 정보를 획득하여 사용함으로써 배경 물체에 피부와 동일한 컬러를 가지는 물체가 존재하더라도 강건한 손의 검출이 가능하다. 그러나 스테레오 정합(matching)을 위한 계산량이 큰 단점이 있다. 세 번째로 TOF(Time-of-Flight) 카메라를 활용하는 방법이 있다[12]. TOF

대구대학교 전자전기공학부(School of Electronic and Electrical Engineering, Daegu University)

\*Corresponding author: ytdo@daegu.ac.kr

(Received : Oct. 4, 2011, Accepted : Nov. 27, 2011)

카메라는 스테레오 시각보다 사용이 간단하고, 레이저보다 낮은 가격으로 거리 영상을 취득할 수 있게 하므로 최근 그 활용이 확대되고 있으나, 통상의 카메라에 비해서는 가격이 훨씬 높고 해상도는 낮다. 우리는 시각 센서의 출력 영상에서 손에 해당하는 화소들을 효율적으로 추출하기 위한 연구를 수행하였으며, 본 논문에서 그 결과를 제시한다. 대부분의 관련 연구에서 카메라 영상 내 피부 컬러를 효율적으로 검출하기 위하여 컬러 공간(color space)의 변환을 수행하지만, 이의 효과에 대한 심도 있는 연구가 제대로 수행되지 않았음에 주목하여, 대표적인 몇 가지 컬러 공간에 대해 영상 내 손 화소 검출의 효율을 실험적으로 조사하였으며, 그 결과를 본 논문에 제시한다. 또, 검출의 성능을 높이기 위하여 다층 신경 회로망(multilayer neural network)의 사용을 제안하고, 그 구성과 효과에 대해서도 서술하였다.

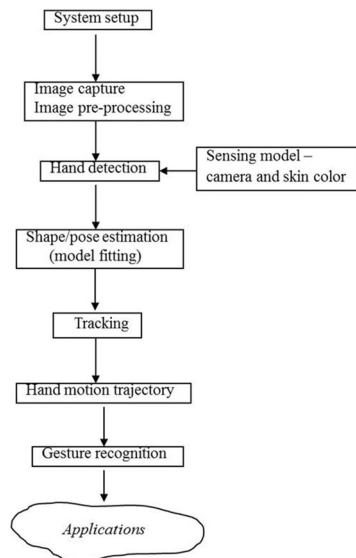


Fig. 1. Structure of vision-based hand gesture recognition.

## 2. 컬러 공간에 따른 시각 기반 손 검출 성능

### 2.1 컬러 공간의 변환

시각 센서가 장착된 기기와 이를 사용자가 손짓을 사용하여 제어하는 경우를 가정한다. 이 때 카메라의 영상에서 사람 손을 검출하는 방법으로 가장 간단한 것은 피부의 고유한 컬러를 이용하는 것이다. 영상 내에서 사람의 피부에 해당하는 화소들은 컬러 공간에서 좁게 분포하므로, 이를 기반으로 손 영역을 검출하는 것은 용이하다. 대부분의 컬러 카메라에서 출력은  $\langle R, G, B \text{ (Red, Green, Blue)} \rangle$  공간의 값으로 주어진다. 이의 크기를 정규화하면, 아래 식 (1)과 같이  $\langle r, g, b \rangle$  컬러 공간으로 변환할 수 있다 [6, 7].

$$\begin{aligned} r &= R/(R+G+B) \\ g &= G/(R+G+B) \\ b &= B/(R+G+B) \end{aligned} \quad (1)$$

이 때 정규화에 의하여  $r, g, b$  값의 합은 1로 고정되므로, 세 가지 컬러 성분 중 임의의 한 값은 나머지 두 값에 의존적이다. 예를 들어 정규화된 청색인  $b$ 는  $1-(r+g)$ 에 의해 결정될 수 있다. 또한 낮은 조도에서 CCD가  $b$  값에 대해 낮은 감도를 가지며 잡음도 상대적으로 큰 문제가 있어, 주로  $r$ 과  $g$ 의 값들이 선택된다[7]. Fig. 2(a)와 같이 손 영상을 획득한 후, 손에 해당하는 화소들을  $\langle r, g \rangle$  컬러 평면에서 표시해 보면 Fig. 2(b)와 같이 좁은 분포를 가짐을 알 수 있고, 이로부터 손 영역에 해당하는 화소들을 추출할 수 있다.

이 밖에도 손 영역의 검출을 위하여 자주 사용되는 컬러 공간으로는  $\langle Y, I, Q \text{ (Luminance, InPhase, Quadrature)} \rangle$ [8]와  $\langle H, S, I \text{ (Hue, Saturation, Intensity)} \rangle$ [9]가 있으며, 각각 아래와 같이 변환식이 정의된다.

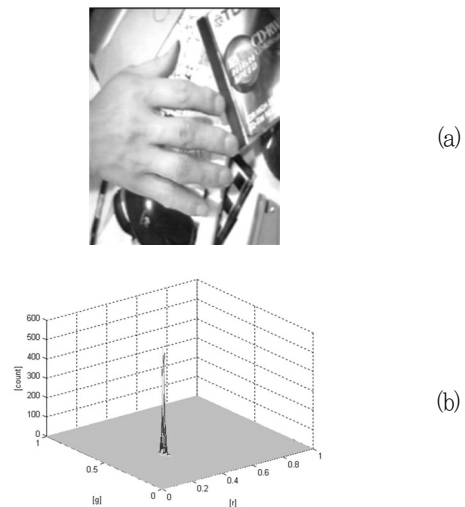


Fig. 2. Hand pixel distribution: (a) Hand image, (b) Hand pixel distribution on the  $\langle r, g \rangle$  color plane.

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.30 & 0.59 & 0.11 \\ 0.60 & -0.27 & -0.32 \\ 0.21 & -0.52 & 0.31 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} H &= \theta & \text{if } B \leq G \\ &= 360 - \theta & \text{if } B > G \end{aligned}$$

$$\therefore \theta = \cos^{-1} [0.5\{(R-G) + (R-B)\} / \sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}]$$

$$S = 1 - \min(R, G, B) / I$$

$$I = (R + G + B) / 3 \quad (3)$$

다수의 기존 연구에서 카메라의  $\langle R, G, B \rangle$  컬러 출력 영상을 다른 공간의 컬러 영상으로 변환하는 이유는 다양한 주변 환경에서 효율적으로 피부 컬러에 해당하는 화소들을 검출하기 위해서이다. 예를 들어  $\langle H, S, I \rangle$  컬러 공간에서는 색채 성분인 H와 S값이 밝기 성분인 I와 분리될 수 있으므로, 주변 밝기가 변화하는 환경에서도 손의 컬러에 해당하는 화소들을 효과적으로 검출할 수 있다. 더 나아가서 낮은 조도에서 S값이 간접적인 영향을 받음을 고려하여 H값만 사용하여 조도에 대한 검출의 둔감성을 높이는 방법이 제안되기도 하였다[10]. 그러나 효과적인 손의 검출을 위한 적절한 컬러 공간에 대한 연구가 절대적으로 부족한 상황이며, 기존의 인식과는 달리 컬러 공간의 변화가 사람 피부의 검출 성능 향상에 기여하지 못한다는 연구의 결과도 있다[13]. 본 절에서는 이와 같은 상황을 고려하여, 컬러 공간에 따른 영상 내 손 화소의 검출 성능을 실제 실험을 통하여 조사하였다.

2.2 손 검출 성능 실험과 결과

컬러 공간에 따른 영상 내 손 검출 성능을 알아 보기 위한 실험적 연구가 수행되었다. 연구의 신뢰도를 높이기 위하여 3대의 다른 특성을 가지는 카메라를 사용하였는데, Fig. 3은 사용된 카메라들을 보여 준다. SK-2146AIN는 1/3" Sony Color CCD의 이미지 센서를 채용하고 30만화소로 구성되며 AGC(자동조정기능)와 BLC(역광보정)기능을 가지며 최저조도 3 Lux에서 촬영이 가능하다. CCN-261 IA는 1/3" IT CCD의 이미지 센서를 기반으로 41만 화소 해상도, AGC 및 BLC 기능과 최저조도 0.8 Lux를 가진다. 세 번째는 저가형 1394 Web Cam으로 Sony Color CCD의 30만화소 해상도, AGC, WBS(White Balance Setting), 최저조도 2.7 Lux에서 촬영이 가능한 특성을 가진다. 실험 영상에서 각 카메라 마다 손 피부의 컬러 분포 특성을 컬러 공간별로 분석하였다. 즉, 임의 화소의 특정 컬러 변수  $I(x,y)$ 에 대해 학습 영상 내에서 손에 해당하는 화소들의 평균값  $\mu$ 와 표준편차  $\sigma$ 를 구한 후, 다른 조건하에 취득된 시험 영상들에 대해 다음 식 (4)의 조건이 성립하면 손 영역에 속하는 화소로, 그렇지 않으면 배경으로 판정하였다.

$$\mu - k\sigma \leq I(x, y) \leq \mu + k\sigma \tag{4}$$

단, 상수  $k$ 는 실험에서 2로 정하였다.

다른 배경과, 다른 밝기, 다른 손 형상과, 다른 사람들의 손을 사용한 다양한 영상들에 대한 실험을 수행하여 Table 1과 같은 결과를 얻을 수 있었다. 밝기 정보를 직접적으로 분리할 수 없는  $\langle R, G, B \rangle$  공간을 제외하고는 색채 정보만 사용하여 검출이 조도에 따른 영향에 둔감하게 하였다. 즉,  $\langle Y, I, Q \rangle$  공간에서는 I와 Q값만을 검출에 사용하였고,  $\langle H, S, I \rangle$ 에서는 H와 S만, 그리고  $\langle r, g, b \rangle$ 에서는 r과 g만 사용하였다. 실험의 결과로부터 컬러 공간의 변화는 손의 검출에 도움을 주며, 그 성능은 카메라에 따라 조금씩 상이함을 알 수 있었다.

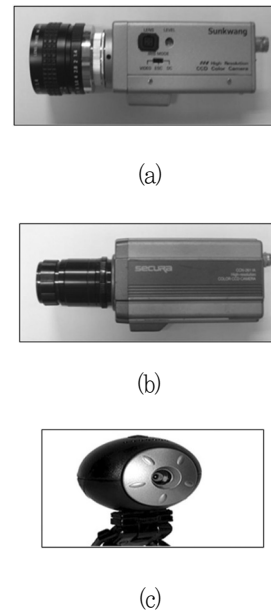


Fig. 3. Cameras employed for the experiment: (a) SK - 2146 AIN, (b) CCN - 261 IA, (c) 1394 Web Cam.

Table 1. Hand pixel detection rates for the images of various conditions taken by three different cameras [%]

		SK - 2146 AIN									
Images	Learn-ing	Back-ground 1	Back-ground 2	Bright-ness 1	Bright-ness 2	Hand posture1	Hand posture2	Person 1	Person 2		
RGB	96.1	55.8	46.8	48.9	48.8	74.2	65	88.2	97.2		
YIQ	92.8	51.5	49.8	50	50	71	68.3	92.2	87.5		
HSV	92.2	55.4	48	49.6	49.8	70.8	67.7	85.1	91.5		
rgb	96.5	89.6	92.1	97.9	68	87.1	88.1	94.5	93.3		
		CCN - 261 IA									
RGB	96.4	67	69	71.7	75	75	78.6	95.5	89.6		
YIQ	96.1	71.1	71.8	74.7	53.2	73.3	80.9	97.7	73.9		
HSV	95.3	75.1	76.1	77.4	51.5	74.4	75.8	97.9	81.8		
rgb	92.5	90.8	82.5	91.2	50.1	82.1	93.6	94.3	86.4		
		1394 Web Cam									
RGB	91.2	47.8	45.8	46.7	43.6	69.7	72.3	86.2	92.4		
YIQ	93.2	51.1	50	50.1	50.1	71.1	72.9	70.4	92.3		
HSV	86.1	49.8	47.8	48.6	48.8	69	71.9	76.4	86.7		
rgb	93.9	91.1	96.5	95.4	80.9	77.7	81.9	76.8	89.9		

3대의 카메라 모두 조명이 어두운 환경인 Brightness 2의 영상에서 검출 성능이 낮았고, 1394 Web Cam은 다른 배경인

Background 1과 2에서도 검출 성능이 낮았다. 그러나 세 카메라 모두에서  $\langle r, g, b \rangle$ 의 컬러 영상을 사용할 때 대체로 가장 좋은 성능을 보였다.

### 3. 신경망에 의한 검출 성능 개선

앞 절에서  $\langle r, g, b \rangle$  컬러 공간으로 카메라의 출력 영상을 변환할 때, 더 좋은 검출 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다.  $\langle r, g \rangle$  평면에서 손에 해당하는 화소들의 검출은 식 (4)를 사용하였고, 이는 컬러 평면을 4개의 직선으로 영역 분리하는 것과 같다. 이 보다 정교한 검출은 비선형으로 영역을 정의하는 것이 될 것이며, 우리는 인공 신경 회로망(artificial neural network)을 사용하여 그 영역을 학습하여 보았다. 즉, 다층의 신경망을 사용하면 평면을 보다 정교하게 분리할 수 있다는 사실[14]을 이용하는 것이다. 카메라의 출력 영상을 식 (1)을 사용하여  $\langle r, g \rangle$  평면에서의 값으로 변환한 후, 이를 다시 신경 회로망을 사용하여 처리하였다. Fig. 4(a)는 시스템의 처리 단계이며, Fig. 4(b)는 구성된 신경 회로망의 구조를 보여 준다.

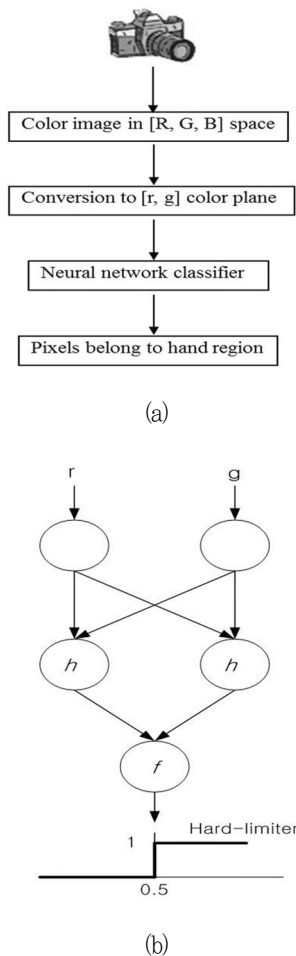


Fig. 4. Neural network for refining hand pixel detection: (a) Processing steps, (b) Constructed neural network.

신경망의 입력은  $\langle R, G, B \rangle$ 로부터 변환된  $r$ 과  $g$ 값이며, 출력은  $[0,1]$ 의 범위 내 실수이다. 일단 신경망을 학습한 후, 임의 화소에 대해 출력값이 얻어지면, 이를 0.5를 기준으로 손 영역 및 배경으로 분리하였다. 신경망의 은닉 노드(hidden nodes)와 출력 노드에서의 활성화 함수(activation function)는 각각 식 (5)와 같이 정의되는 tansig 함수  $h$ 와 logsig 함수  $f$ 를 사용하였다.

$$h(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}}, \tag{5}$$

$$f(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}}$$

단,  $a$ 는 함수  $h$ 와  $f$ 의 입력값이다. 여기서 은닉 노드에 tansig 함수를 사용한 이유는 그 출력 값이 음의 값을 가질 수 있도록 허용하여 보다 효율적인 학습이 가능하게 하기 위한 것이다. 신경망의 학습 알고리즘으로는 기존의 BP(Back-Propagation)를 개선한 RPROP(Resilient Back-Propagation) 알고리즘[15]을 사용하여 학습 속도를 높였다.

구성된 신경망을 학습 영상에서 얻어진 데이터로 10,000회 학습한 후, 시험 영상에 적용하여 얻어진 결과는 Table 2와 같았다. 표에서 볼 수 있듯이, 3대의 카메라 모두에서 상당한 성능 개선을 얻을 수 있었다.

Table 2. Neural net-based improvement of hand detection rate [%]

Images	SK - 2146 AIN					
	SK-2146 AIN		CCN-261 IA		1394 Web	
	r, g	neural	r, g	neural	r, g	neural
Learn-ing	96.5	99.2	92.5	97.1	93.8	97.3
Back-ground 1	89.6	95.3	90.8	93.6	91.1	94.2
Back-ground 2	92.1	94.2	82.5	93.1	96.5	95.8
Brightness 1	97.9	99.4	91.2	92.5	95.3	95.9
Brightness 2	68.0	87.5	50.1	59.0	80.8	93.5
Hand posture1	87.1	96.4	82.1	89.9	77.5	95.1
Hand posture2	88.1	94.5	93.6	93.5	81.8	87.3
Person 1	94.5	97.1	94.3	94.0	76.7	86.8
Person 2	93.3	97.9	86.4	94.1	89.9	90.6
Average	89.68	95.72	84.83	89.64	87.04	92.94

### 4. 고찰과 결론

로봇과 같은 센서 기반 자동화 기기에서 사용자와의 자연스러운 상호 작용이 중요한 문제로 대두됨에 따라, 사용자의 손짓에 의한 명령을 인식하기 위한 시각 신호처리에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이 때 카메라 영상 내 손에 해당하는 화소들을 자동 추출하는 것은 가장 기본이 되는 작업이다. 본 논문에서는 영상 내 손 화소의 효율적 검출을 위한 연구의 결과가 서술되었다.

대부분의 컬러 카메라 출력은  $\langle R, G, B \rangle$  형식으로 제공되고 있으며, 다수의 기존 연구에서 컬러 공간의 변환을 통하여 영상 내 손에 해당하는 화소들을 보다 효율적으로 검출하는 방법을 채택하고 있다. 이 때 어떤 컬러 공간이 가장 적절한지, 그 변환이 실제로 어느 정도 시각 센서의 검출 성능을 향상시키는지에 대한 심도 있는 연구가 부족하다. 본 논문에서는 대표적인 컬러 공간인  $\langle R, G, B \rangle$ ,  $\langle r, g, b \rangle$ ,  $\langle H, S, I \rangle$ ,  $\langle Y, I, Q \rangle$ 에 대해서 다수의 카메라와 다양한 조건에서 취득된 영상을 대상으로 컬러 공간의 변화가 실제로 어느 정도 성능의 향상을 가져오는지 조사한 결과를 보고하였다. 실험의 결과,  $\langle r, g \rangle$  평면에서 가장 좋은 검출 성능을 얻을 수 있었다. 이와 같은 결과는  $\langle R, G, B \rangle$  영상에서 다른 컬러 공간으로의 변환이 좋은 결과를 가져 오지 못했다는 기존의 연구 결과[13]와 상이하다. 그러나 [13]의 경우는 다수의 영상 자료들로부터 피부 영상을 찾는 검색(retrieval) 실험을 수행한 결과이며, 본 논문의 경우에는 시각 센서로 사용된 특정 카메라에 대해 주변 환경을 변화시키면서 손 검출(sensing)의 강건성을 확인하는 실험이므로, 그 방법에서 차이가 있다. 손 화소 검출을 위해  $\langle r, g \rangle$  컬러 평면을 임계치를 사용하여 구분하는 것은 결국 4개의 직선에 의하여 손의 컬러에 해당하는 사각형을 평면 상에 규정하는 것과 같다. 본 논문에서는 다층의 신경망을 사용하여 손의 컬러 영역을 비선형으로 구분함으로써, 검출의 효율을 높이고자 하였다. 그 결과, 2-2-1의 구조를 가지는 간단한 신경망의 사용으로 검출의 효율을 평균 87.2%에서 92.8%로 상당히 향상시킬 수 있었다. 본 논문에서 비록 시각 센서의 손 검출을 위한 효율적인 방법을 제안하였으나, 여전히 몇 가지 문제들이 차후 과제로 남아 있다. 그 첫 번째는 다양한 인종의 손을 대상으로 실험을 실시하여 본 논문 연구의 결과를 일반화하는 것이며, 두 번째는 다층의 신경망을 사용하는 방법 외 다른 유효한 방법을 고안하는 것이다. 특히 비학습적이면서도 효율적인 방법을 고안할 수 있다면, 활용 전 준비에 필요한 시간과 노력을 줄일 수 있을 것이다.

본 논문 연구의 결과는 사람과 기계의 상호 작용 및 접촉을 위해 유용하게 활용될 수 있을 것이다. 특히 소형의 저가 컬러 시각 장치가 서비스 로봇을 비롯한 다양한 모바일 기기에 활용되고 있는 추세를 감안할 때, 중요한 기초적 연구로 가치를 가질 것으로 기대한다.

## REFERENCES

- [1] S. A. Green, M. Billinghurst, X. Chen, and J. G. Chasea, "Human-robot collaboration: A literature review and augmented reality in design", *Int. J. Adv. Rob. Syst.*, vol. 5, no. 1, pp. 1-18, 2008.
- [2] A. Wilson and N. Oliver, "Gwindows: Robust stereo vision for gesture-based control of windows", *Proc. of Int. Conf. on Multimodal Interfaces*, pp. 211-218, 2003.
- [3] E. Lin, A. Cassidy, D. Hook, A. Baliga, and T. Chen, "Hand tracking using spatial gesture modeling and virtual feedback for a virtual DJ system", *Proc. of IEEE Int. Conf. on Multimodal Interfaces*, pp. 197-202, 2002.
- [4] M.-Y. Chen, L. Mummert, P. Pillai, A. Hauptmann, and R. Sukthankar, "Controlling your TV with gestures", *Proc. of Int. Conf. on Multimedia Information Retrieval*, pp. 405-408, 2010.
- [5] S. C. Ong and S. Ranganath, "Automatic sign language analysis: A survey and the future beyond lexical meaning", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 6, pp. 873-91, 2005.
- [6] F. A. Bertsch and V. V. Hafner, "Real-time dynamic visual gesture recognition in human-robot interaction". *Proc. of IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp. 447-453, 2009.
- [7] H. I. Christensen, D. Kragic, and F. Sandberg, "Computational vision for interaction with people and robots", *Proc. Int. Conf. Mechatronics and Machine Vision in Practice*, 2001.
- [8] H.-S. Yoon, J. Soh, Y. J. Bae, and H. S. Yang, "Hand gesture recognition using combined features of location, angle and velocity", *Pattern Recognit.*, vol. 37, no. 7, pp. 1491-1501, 2001.
- [9] S. M. Dominguez, T. Keaton, and A. H. Sayed, "Robust finger tracking for wearable computer interfacing", *Proc. of ACM Workshop on Perceptive User Interfaces*, 2001.
- [10] T. Breuer, P. G. Ploeger, and G. K. Kraetzschmar, "Precise pointing target recognition for human-robot interaction", *Proc. of Int. Conf. on Simulation, Modeling and Programming for Autonomous Robots*, pp. 229-240, 2010.
- [11] R. Munoz-Salinas, R. Medina-Carnicer, F. J. Madrid-Cuevas, and A. Carmona-Poyato, "Depth silhouettes for gesture recognition", *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 29, no. 3, pp. 319-329, 2008.
- [12] M. B. Holte, T. B. Moeslund, and P. Fihl, "View-invariant gesture recognition using 3D optical flow

- and harmonic motion context”, *Comput. Vision Image Understanding*, vol. 114, no. 12, pp. 1353-1361, 2010.
- [13] M. C. Shin, K. I. Chang, and L. V. Tsap, “Does colorspace transformation make any difference on skin detection?”, *Proc. of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp. 275-279, 2002.
- [14] R. P. Lippmann, “An introduction to computing with neural nets,” *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4-22, 1987.
- [15] M. Riedmiller and H. Braun, “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm,” *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks*, pp. 586-591, 1993.



**김 준 업(Junyup Kim)**

- 2004년 2월 대구대학교 정보통신공학부 제어계측공학전공(공학사)
- 2006년 2월 대구대학교 대학원 정보통신공학과 제어계측공학전공(공학석사)
- 현재 (주)캠파트 S/W 개발팀 과장
- 관심분야 : 시각센서, 영상처리, Man-Machine Interface, 소프트웨어 개발 등



**도 용 태(Yongtae Do)**

- 센서학회 종신회원. 경북대, 서강대, Univ. of Hull(영)의 전자공학과에서 각각 공학사, 공학석사, PhD 학위 취득. 미국 CMU의 로봇연구소, Univ of Wisconsin-Madison, 영국 Imperial College London, 싱가포르 Nat'l Univ of Singapore 에서 객원교수 및 방문과학자. 현재 대구대학교 전자전기공학부 전자제어공학 전공 교수.
- 관심분야 : 센서 및 계측 시스템, 시각센서, 지능로봇 등.