
지능로봇 제어를 위한 비전기반 실시간 수신호 인식 시스템

양태규* · 서용호**

Real-time Hand Gesture Recognition System based on Vision for Intelligent Robot Control

Tae-Kyu Yang* · Yong-Ho Seo**

요 약

본 논문은 지능로봇의 동작을 제어하기 위해 비전기반의 실시간 수신호를 PCA 및 BP 알고리즘을 이용한 인식 시스템을 제안하였다. 수신호 인식은 PCA 알고리즘을 이용한 전처리 단계와 BP 알고리즘을 이용한 인식의 두 단계로 구성한다. PCA 알고리즘은 데이터 분석을 위해 다차원 데이터 집합을 보다 낮은 차원으로 감소시키기 위해 사용되는 기술로 주어진 수신호의 특징인 투영 벡터를 계산하기 위하여 적용되었고, BP 알고리즘은 병렬 구조를 가지고 있으므로 병렬 분산처리가 가능하고, 처리 속도가 빠르므로 PCA로부터 훈련된 고유 수신호를 학습시켜 수신호를 실시간으로 인식한다. 실험에서는 10 종류의 수신호를 PCA 알고리즘만을 사용한 경우와 제안한 PCA 및 BP 알고리즘을 사용한 경우와 인식률을 비교하여 제안한 알고리즘이 우수하다는 것을 보였다.

ABSTRACT

This paper is study on real-time hand gesture recognition system based on vision for intelligent robot control. We are proposed a recognition system using PCA and BP algorithm. Recognition of hand gestures consists of two steps which are preprocessing step using PCA algorithm and classification step using BP algorithm. The PCA algorithm is a technique used to reduce multidimensional data sets to lower dimensions for effective analysis. In our simulation, the PCA is applied to calculate feature projection vectors for the image of a given hand. The BP algorithm is capable of doing parallel distributed processing and expedite processing since it take parallel structure. The BP algorithm recognized in real time hand gestures by self learning of trained eigen hand gesture. The proposed PCA and BP algorithm show improvement on the recognition compared to PCA algorithm.

키워드

Intelligent Robot, Recognition, PCA, BP algorithm, Neural Network

* 목원대학교 지능로봇공학과

** 남서울대학교 컴퓨터학과

접수일자 : 2009. 04. 12

심사완료일자 : 2009. 06. 15

I. 서 론

지능형 로봇이 인간과 상호작용하여 인간의 명령 및 감정을 이해하고 그에 반응하기 위해서는 여러 종류의 센서 기술이 필요하다. 그중에서 시각센서 기술은 주위의 환경 변화에 융통성 있게 대처할 수 있는 정보를 제공 해 주는 로봇의 지각 판단에 핵심적 역할을 한다.

비전기반 자동 수신호 인식은 휴먼 컴퓨터 상호작용(HCI: Human Computer Interaction), 로봇제어, 그리고 신호언어 해석 등의 응용에 활용할 수 있는 매우 활발한 연구가 진행되고 있는 분야이다[1]. 수신호 인식 분야의 정적인 경우는 공간적인 정보를 이용하며, 동적인 경우는 공간뿐만 아니라 시간적인 요소를 함께 이용하고 있다. 동적인 수신호 인식은 실제 활용도 면에서 상당히 유용하나 복잡한 성질, 복잡한 배경 등의 문제점을 갖고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 보다 정교한 알고리즘이 요구된다.

Davis[2]는 수신호로 로봇을 제어하기 위해 손가락 끝에 표식을 표시하여 표시의 존재와 색깔을 검출하였다. Aoki[3]는 신호언어 해석을 위해 동작 인식을 위한 기술을 제안하였다. 그리고 Utsumi[4]는 윤곽 이미지를 사용한 비전기반 수신호 인식하고, 멀티카메라를 사용하여 손가락 끝의 위치를 제공하는 손의 무게중심과 중심으로 부터 가장 먼 거리의 점을 추출하였다. 최근에는 컴퓨터 비전기술의 발달로 보다 효율적인 방법들이 연구되고 있다. Chang[5]은 곡률 공간 방법으로 손의 윤곽선을 찾아 손의 크기, 병진, 회전에 불변하는 높은 인식률을 보였으나 계산적으로 많은 요구가 필요하다.

PCA(Principle Component Analysis)는 전체 영상 데이터를 잘 표현하는 몇 개의 주성분들의 축에 데이터를 선형 투영시킨다. PCA는 데이터의 차원을 감소시키고 잡음을 제거하는 효과 때문에 물체의 해석, 압축, 모델링 그리고 인식을 위해 넓게 사용되어 왔다. 특히, 얼굴 인식을 위해서 사용되어 왔다[6-8].

BP(Back-Propagation) 알고리즘은 출력층 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결강도를 변경하고 또한, 출력층 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층간의 연결강도를 변경하는 학습 방법으로, 다양한 분야에 보편적으로 활용되는 매우 중요한 학습 알고리즘이다. 또한 어떤 응용에서는 BP알고리즘에 의한 신경망의 학습에 상당한 시간이 소요되기도 하지만

일단 학습이 끝나면 응용 단계에서는 매우 빠르게 결과 가 나타나게 된다[9].

본 논문에서 PCA는 입력된 수신호와 공분산 행렬로부터 얻은 고유 수신호(Eigen hand gesture)의 내적을 계산하여 가중치 벡터를 얻고, BP 알고리즘을 이용하여 고유 수신호를 학습시켜 DB에 저장되어 있는 가중치 벡터 사이의 유사도를 비교하여 유사도가 가장 높은 수신호를 선택한다. 수신호의 실험 영상을 통하여 PCA만을 이용한 방법과 제안된 알고리즘을 이용한 방법을 비교하여 우수함을 보인다.

II. PCA를 이용한 고유 수신호 분류

2.1 피부색 검출 및 수신호 검출

2.1.1 YCbCr 컬러모델을 이용한 피부색 검출

입력 받은 RGB 컬러영상을 조명 변화에 영향을 적게 받는 YCbCr 컬러모델로 변환하여 피부색을 검출한다. RGB 컬러모델에서 YCbCr 컬러모델로의 변환은 식 (1)과 같은 연산과정을 통해 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} Y &= 0.2989R + 0.5866G + 0.1145B \\ Cb &= -0.16874R - 0.33126G + 0.5000B \\ Cr &= 0.5000R - 0.41869G - 0.0816B \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, YCbCr 컬러모델에서 Y는 광도 성분을 의미하며 상대적인 푸른 정도와 붉은 정도는 각각 Cb와 Cr의 색차 성분으로 표시된다.

$$B(i, j) = \begin{cases} 1(white) & \text{if } (\alpha \leq Cr \leq \beta, \\ & \gamma \leq Cb \leq \delta) \\ 0(black) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)에서 B(i, j)는 변환된 YCbCr 컬러모델에서 색차 성분인 Cb, Cr 성분만으로 피부색을 검출하여 이진화 한다.

2.1.2 수신호 검출

이진 영상의 수평 히스토그램과 수직 히스토그램에서 수신호 영역 바깥 부분에 잡음을 고려하여 문턱치(threshold) g를 주어 잡음을 제거한다.

즉, 히스토그램의 시작 부분 $(x1, y1)$ 과 마지막 부분 $(x2, y2)$ 사이의 사각형 영역 내에만 수신호 영역이 존재함을 알 수 있다. 식 (3)은 외접사각형의 중심 좌표를 구하는 식이다.

$$\begin{aligned} Rx &= \frac{x1 + x2}{2} \\ Ry &= \frac{y1 + y2}{2} \end{aligned} \quad (3)$$

그림 1은 히스토그램을 이용하여 나타낸 외접사각형의 중심좌표 (Rx, Ry) 을 보여주고 있다.

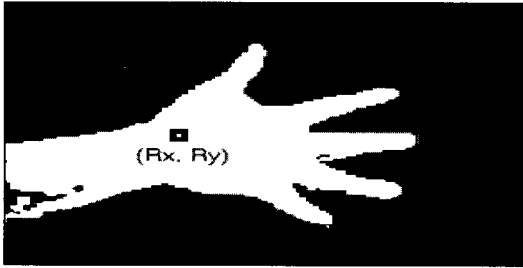


그림 1. 수신호 영역의 외접사각형 중심좌표
Fig. 1 Center Coordinates of Rectangular Hand Gesture Region

영상에서 물체의 무게중심은 많은 응용 시스템에서 중요한 역할을 한다. 이진 영상의 흰색 부분 면적은 식 (4)와 같으며 모든 흰색 픽셀들의 합으로 나타낼 수 있다.

$$A = \sum_{i=x1}^{x2} \sum_{j=y1}^{y2} B(i, j) \quad (4)$$

이진 영상에서 각 화소에 대한 밝기(Intensity)를 그 점에 대한 무게로 간주하면, 면적의 중심은 무게중심과 같아지게 되고 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} Cx &= \frac{\sum_{i=x1}^{x2} \sum_{j=y1}^{y2} jB(i, j)}{A} \\ Cy &= \frac{\sum_{i=x1}^{x2} \sum_{j=y1}^{y2} iB(i, j)}{A} \end{aligned} \quad (5)$$

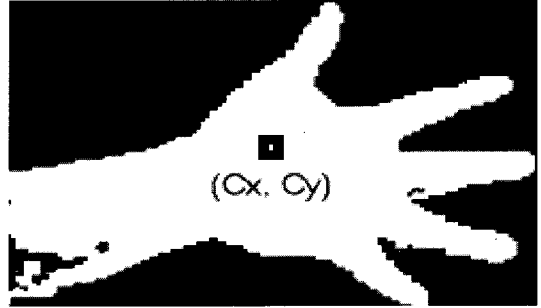


그림 2. 피부 영역의 무게중심 좌표
Fig. 2 Gravity Center Coordinates of Skin Region

2.2 PCA에 의한 고유 수신호 분류

수신호 이미지 $I(x, y)$ 는 이차원 $N \times N$ 배열이라 하자. 이미지는 N^2 벡터로 간주한다. 주성분의 중요한 개념은 전체 이미지 공간에서 수신호 이미지의 분포가 최고로 차지하는 벡터를 찾는 것이다. 이들 벡터는 “수신호 공간”이라 부르는 수신호 이미지의 부분공간으로 정의한다. 각 벡터는 $N \times N$ 이미지로 표현한 길이가 N^2 이고, 원본 수신호 이미지의 선형 조합이다. 이들 벡터는 원본 수신호 이미지에 대응하는 공분산 행렬의 고유벡터이며 그것들이 외관상 수신호와 비슷하기 때문에 ‘고유 수신호’라 한다. 수신호 이미지의 훈련 집합이 $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ 라 하면 집합의 평균은 식 (6)과 같다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (6)$$

수신호 이미지의 훈련 집합으로부터 평균 이미지를 뺀 차 이미지 벡터는 식 (7) 그리고 공분산 행렬은 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (7)$$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (8)$$

여기서, 행렬 $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ 이다. 공분산 행렬 C 는 실수의 대칭행렬 $N^2 \times N^2$ 이고, N^2 의 고

유벡터와 고유값을 결정하는 것은 차원이 크기 때문에 구하기가 어렵다. 이들 고유벡터를 찾기 위해 계산 방법이 필요하다. 그러므로 $A^T A$ 의 고유벡터인 v_i 를 생각하면 식 (9)과 같으며 양변에 A 행렬을 곱하면 식 (10)과 같다.

$$A^T A v_i = \mu_i v_i \quad (9)$$

$$A A^T A v_i = \mu_i A v_i \quad (10)$$

식 (8)에서 공분산행렬 $C = A A^T$ 이므로 고유벡터는 $A v_i$ 이고 고유값은 μ_i 이다. $L = A^T A$ 은 $M \times M$ 행렬이고 $L_{mn} = \Phi_m^T \Phi_n$ 이다. 여기서 L 의 M 개의 고유벡터 v_i 를 찾는다. C 의 고유벡터 U_I 를 구성하기 위하여 식 (11)와 같이 M 훈련 집합 수신호 이미지의 선형 조합을 정한다.

$$U_I = \sum_{k=1}^M v_{Ik} \Phi_k, \quad I = 1, \dots, M \quad (11)$$

이 분석과 함께 계산은 이미지 (N^2) 픽셀 수의 차원에서 훈련 집합 (M) 이미지 수의 차원으로 크게 감소하였다. 그리고 식 (12)과 같이 새로운 수신호 이미지 (Γ)는 단순한 연산으로부터 그것의 고유 수신호 성분으로 변환되었다.

$$w_k = U_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (12)$$

여기서, $k = 1, \dots, M'$ 이고 가중치는 식 (13)과 같이 특징벡터를 형성한다.

$$\Omega^T = [w_1 w_2 \dots w_M] \quad (13)$$

III. BP 알고리즘을 사용한 수신호 인식

BP 알고리즘은 그림 3에서와 같이 다층 신경회로망으로 구성되어 있다. 다층 신경회로망은 단층 퍼셉트론을 확장한 형태로서 단층 퍼셉트론의 한계를 극복 할 수 있는 우수한 특성을 가지고 있다.

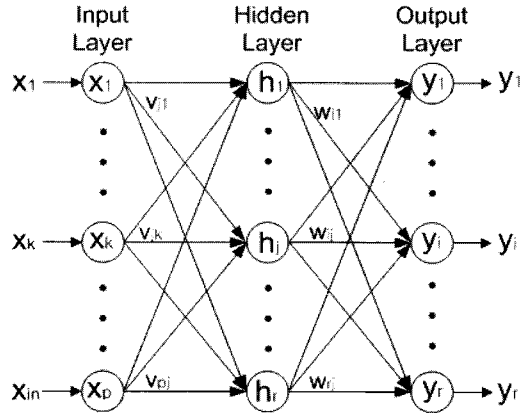


그림 3. 다층 신경회로망의 구조
Fig. 3 Structure of MNN

입력층 벡터 $X(1 \times n)$, 은닉층 벡터 $H(1 \times p)$, 그리고 출력층 벡터 $Y(1 \times m)$ 이다. 입력층과 은닉층 간의 연결 강도 $V(p \times n)$, 은닉층과 출력층 간의 연결 강도 $W(m \times p)$ 행렬형태로 표현한다. 신경회로망 학습은 식 (14)와 같이 원하는 목표 값과 신경회로망의 출력을 백값의 평균 제곱 오차 E 를 최소화하는 방향으로 연결 강도 W_{kj} 와 V_{ji} 를 변경시킨다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (d_i - y_i)^2 \quad (14)$$

BP 알고리즘은 출력층 오차신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결강도를 변경하고 또한, 출력층 오차신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층간의 연결강도를 변경하는 학습 방법으로 다양한 분야에 보편적으로 활용되는 매우 중요한 학습 알고리즘이다.

IV. 실험 및 결과고찰

4.1 실험방법

제한된 수신호 인식시스템의 성능을 평가하기 위해 그림 4와 그림 5와 같이 USB CCD 카메라가 장착된 지능형 이동로봇을 사용하였다. 이 로봇은 적외선 센서의 물체 감지로 장애물을 회피하는 기능도 있다.

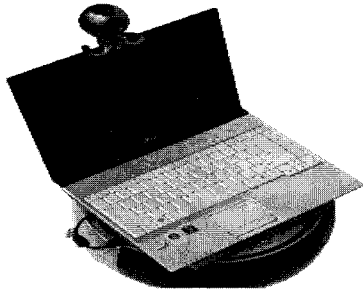


그림 4. 지능형 이동로봇
Fig. 4 Intelligent Mobile robot

먼저 이동로봇을 동작을 제어하기 위한 10종류 수신호에 대해, 각각의 수신호에 대한 유사 신호를 10개씩 총 100개의 영상을 촬영하여 데이터베이스화 하였다.

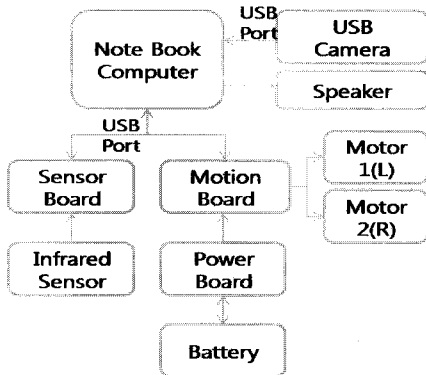


그림 5. 지능형 이동로봇의 블록선도
Fig. 5 Block diagram of intelligent mobile robot

그리고 USB 카메라를 사용하여 해상도 320×240 영상을 실시간으로 입력받아 RGB 영상을 YCbCr 영상으로 변환하여 피부색을 검출하고, 히스토그램을 이용하여 팔과 수신호 부분을 검출하고, 이 피부영역 외접사

각형 중심좌표와 무게중심좌표의 각 성분의 차를 최소화하여 수신호를 검출하였다. 이러한 수신호를 인식하기 위하여 수신호 영상을 80×80 해상도 변환하고, 10종류의 수신호를 PCA 알고리즘만을 사용한 경우와 제한한 PCA 및 BP 알고리즘을 사용한 경우와 인식률을 비교하였다.

4.2 수신호 분류

지능형 로봇이 인간과 상호작용하여 인간의 명령 및 감정을 이해하고 반응하기 위해서 수신호 인식 기술을 사용한다. 본 논문에서는 이동로봇의 동작을 제어하기 위하여 표 1과 같이 10종류 수신호를 선정하였다. 이러한 수신호들에 대해 각각의 유사 신호를 촬영하여 데이터베이스화 하여 학습에 사용된다.

표 1. 수신호 분류
Table. 1 Classification of Hand Gesture

수신호	이동로봇 동작	수신호	이동로봇 동작
	오른쪽 방향 전환		뒤로 후진
	왼쪽 방향 전환		느리게 전진
	오른쪽 360° 회전		빠르게 전진
	왼쪽 360° 회전		동작 전 준비
	앞으로 전진		동작 중 정지

4.3 수신호 검출

본 논문에서는 카메라를 사용하여 II장에서와 같은 방법으로 해상도 320×240 영상을 실시간으로 입력받고, 컬러영상을 조명 변화에 영향을 작게 하기 위해 RGB 영상을 YCbCr 영상으로 변환하였고, 식 (1)의 $\alpha=5$, $\beta=80$, $\gamma=10$, $\delta=180$ 으로 하여 피부색을 검출한 후 이진화 하였다.

그림 6은 카메라로부터 입력받은 입력영상, 피부색 검출, 피부색 이진화 과정을 나타낸다.

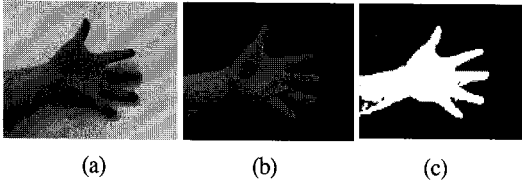


그림 6. (a)입력영상 (b)피부색 검출
(c) 피부색 이진화

Fig. 6 (a) Input image (b) Detection of skin color
(c) Binarization of skin color

그림 7과 같이 수평히스토그램과 수직히스토그램에서, 수신호 영역 바깥부분에 잡음을 제거하기 위해 문턱치 $g=5$ 로 하였다. 흰색의 값이 문턱치보다 작은 영역을 제거하여 이미지를 재구성한다.

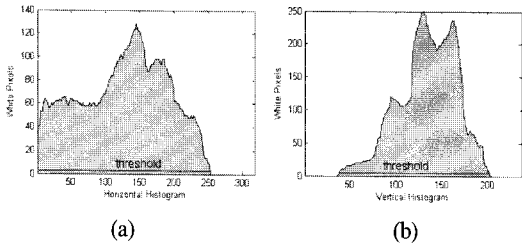


그림 7. 히스토그램 (a) 수평히스토그램,
(b) 수직히스토그램

Fig. 7 Histogram (a) Horizontal histogram
(b) Vertical histogram

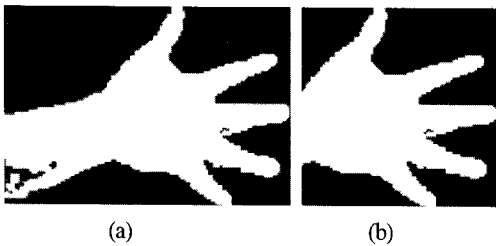


그림 8. (a) 피부 영역의 검출 (b) 수신호 검출
Fig. 8 (a) Detection of skin region (b) Detection of hand gesture

그림 8(a)는 히스토그램을 이용하여 팔과 수신호 부분이 포함된 영상을 나타내었고, 피부영역 외접사각형 중심좌표 (R_x, R_y)와 피부영역 무게중심좌표 (C_x, C_y)의 각 성분의 차를 최소화 되도록 팔 부위를 잘라나간다. 따라서 그림 8(b)와 같이 수신호 인식을 하기 위한 수신호 부분만이 검출된다. 이 검출된 수신호 이미지는 사각형에 접하게 된다.

4.4 PCA 및 BP 알고리즘을 이용한 수신호 인식

본 논문에서 제안한 수신호 인식시스템의 성능을 평가하기 위하여 그림 9과 같이 지능형 이동로봇의 동작을 제어하기 위한 10종류 수신호, 종류별 유사이미지 10개씩 총 100개의 이미지를 촬영하여, 이 이미지가 사각형에 접하도록 편집한 후 $80*80$ 해상도로 변형하여 데이터베이스화 하였다.

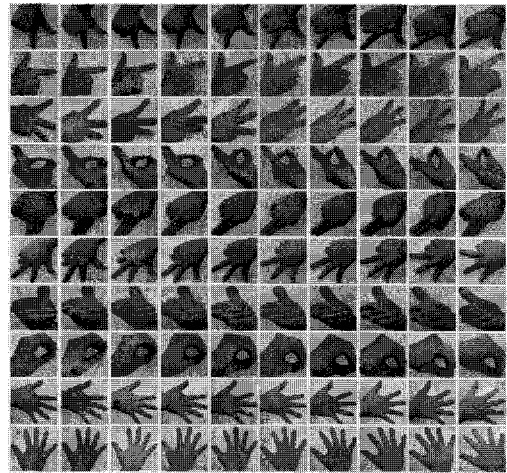


그림 9. 원 영상
Fig. 9 Original Images

그림 10은 10종류 수신호, 수신호 종류별 5개씩 총 50개의 $80*80$ 해상도 이미지로, 피부색 검출, 피부색 이진화 이미지로 PCA 알고리즘의 훈련이미지로 사용되고, 전체 이미지 100개중 훈련이미지 50개를 뺀 나머지 50개 이미지는 테스트 이미지로 사용된다.

그림 11은 10 종류의 수신호 각 5개씩 총 50개 훈련이 이미지들의 평균을 나타내며, 훈련이미지의 개수에 따라 평균 이미지는 바뀐다.

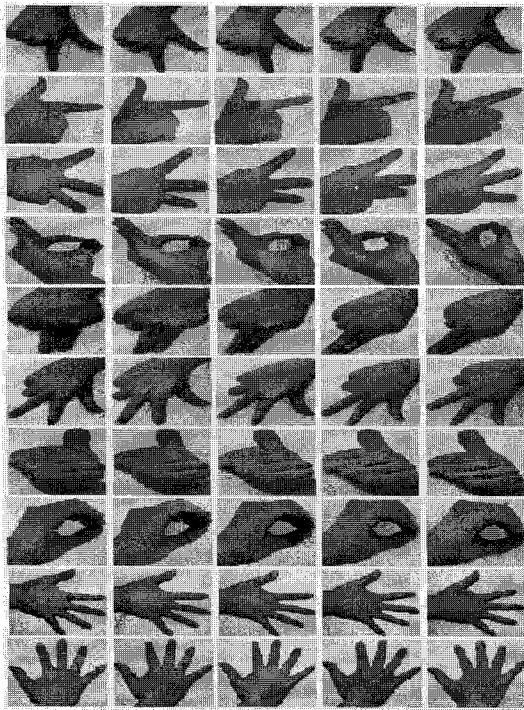


그림 10. 훈련이미지
Fig. 10 Training Images

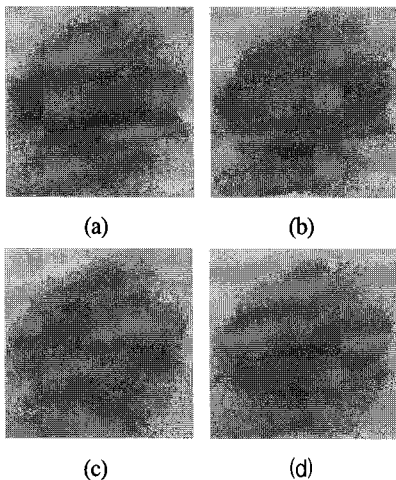


그림 11. 평균이미지 (a) 훈련이미지 50개
(b) 훈련이미지 60개 (c) 훈련이미지 70개
(d) 훈련이미지 80개
Fig. 11 Mean Images (a) Training Images 50
(b) Training Images 60 (c) Training Images 70
(d) Training Images 80

그림 12는 공분산 행렬로부터 구해진 고유벡터로부터 얻은 고유 수신호를 나타낸다.

표 2는 PCA 알고리즘과 PCA+BP 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 훈련 이미지에 대한 테스트 이미지 수를 나타낸다.

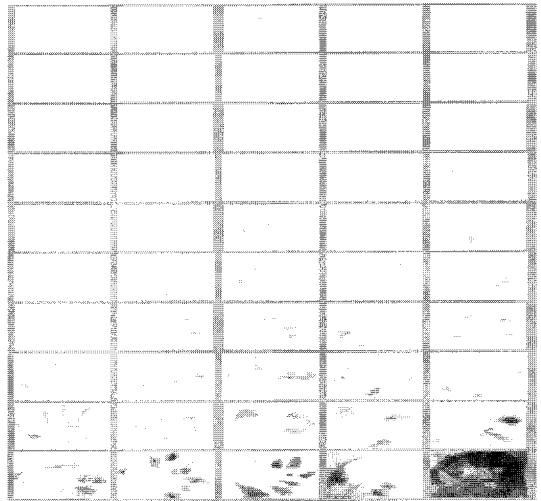


그림 12. 고유 수신호
Fig. 12 Eigen Hand Gesture

표 2. 학습 및 테스트 이미지 수
Table. 2 Learning Number and Testing Number

전체 이미지 수	학습 이미지 수	테스트 이미지 수
100	50	50
100	60	40
100	70	30
100	80	20
100	90	10

PCA 알고리즘을 이용하여 고유 수신호와 평균값을 계산하여 훈련 수만큼 차원을 축소할 수 있었다. PCA 기반의 인식은 입력 수신호 이미지의 특징벡터와 훈련 수신호 이미지의 특징벡터를 비교하는 것으로부터 실행되었다. 이 비교는 수신호 종류와 입력 이미지 사이의 유클리드 거리를 기반으로 하였다.

BP알고리즘의 학습에서 초기 연결강도를 잘못 설정하면 응용 목적에 적합한 학습이 이루어지지 않으며, 오

차의 국부 최소점에 빠져 학습을 진행할 수 없게 된다. 또한, 은닉층의 뉴런 개수 선택과 학습율도 학습의 진행 속도에 관련하게 된다. 따라서, 초기 연결 강도와 은닉층 뉴런 개수, 학습율에 대한 최적의 선택이 학습능률을 향상시키는 중요한 성분이 된다. 본 논문에서는 학습률을 0.9, 학습의 최소오차 한계치는 0.01, 연결강도 초기값 설정은 V, W 는 -0.5와 0.5 사이의 랜덤 숫자를 사용하였다. 그리고 입력층, 중간층, 출력층의 뉴런의 수는 표 3과 같이 학습 수에 따라 다르게 주었다.

표 3. 레이어의 뉴런 수
Table. 3 Neuron Numbers of Layers

학습 수	입력층	중간층	출력층
50	50	70	50
60	60	80	60
70	70	90	70
80	80	100	80
90	90	110	90

그림 13은 훈련데이터에 따른 각 학습에러를 그래프로 나타내었다. 여기서 다양한 학습 이미지에 대해 학습 수가 증가할수록 에러가 감소함을 볼 수 있다.

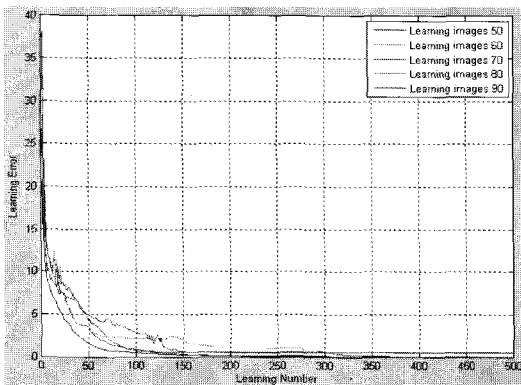


그림 13. 학습 에러
Fig. 13 Learning Error

표 4는 수신호에 대한 인식 영상 수를 나타내며, 처음에 각 수신호를 5개씩 총 50개를 훈련시킨 후 PCA 알고리즘만을 사용하였을 경우는 33개의 영상을 인식하여 66.0% 인식률을 보였고, PCA 및 BP 알고리즘을 이용하

였을 때는 36개의 영상을 인식하여 72.0% 인식률을 보였다. 그리고 60개를 훈련시킨 후 PCA 알고리즘만을 사용하였을 경우는 33개의 영상을 인식하여 82.6% 인식률을 보였고, PCA 및 BP 알고리즘을 이용하였을 때는 34개의 영상을 인식하여 85.0% 인식률을 보였다.

표 4. 각각의 수신호에 대한 영상 인식 수
Table. 4 Recognition Images about Each Hand Gesture

훈련 영상 수	테스트 영상 수	PCA		PCA+BP	
		영상 인식 수	인식률 (%)	영상 인식 수	인식률 (%)
50	50	33	66.0	36	72.0
60	40	33	82.6	34	85.0
70	30	25	83.3	26	86.7
80	20	16	80.0	17	85.0
90	10	9	90.0	9	90.0
합계	150	117	78.0	122	81.3

또한 전체적으로 150개의 영상을 테스트한 결과 PCA 알고리즘만을 사용하였을 경우는 117개의 영상을 인식하여 78.0% 인식률을 보였고, PCA 및 BP 알고리즘을 이용하였을 때는 122개의 영상을 인식하여 81.3% 인식률을 보여 3.3%의 인식률이 향상되어, PCA 및 BP 알고리즘을 이용한 것이 우수함을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 지능형 로봇에 대해 비전기반의 수신호를 실시간으로 인식하기 위해 PCA 및 BP 알고리즘을 이용한 인식시스템을 제안하였다. 수신호 인식은 PCA 알고리즘을 이용한 전처리 단계와 BP 알고리즘을 이용한 인식의 두 단계로 구성하였다.

실험에서 지능형 이동로봇의 동작을 제어할 수 있는 수신호 10 종류를 선정하고, 각각 다른 10개의 이미지 총 100개의 영상을 데이터베이스화 하여, 수신호 인식 실험 이미지로 사용하였다. 각 수신호의 훈련수를 증가시키면서 PCA 알고리즘만을 사용한 경우와 본 논문에서 제안한 PCA 및 BP 알고리즘을 사용한 경우의 인식률을 비교하여 제안된 알고리즘이 전체적으로 약 3.3% 인식률

향상으로 우수함을 보였다.

향후에는 수신호 인식 기술 발전으로 로봇과 언어 장애인들과 수화에 의한 의사소통은 물론, 인간과 로봇이 원활히 협업할 수 있는 기술발전이 지속적으로 진행되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] Q. Chen, N. D. Georganas and E. M. Petriu, "Real-time Vision-based Hand Gesture Recognition Using Haar-like Features", Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2007 IEEE, pp. 1-6, 2007.

[2] J. Davis and M. Shah "Visual Gesture Recognition", IEEE Vision. Image and Signal Processing, Vol. 141, No. 2, pp. 101-106, 1994.

[3] Y. Aoki, S. Tanahashi and J. Xu, "Sign language image processing for intelligent communication by a communications satellite", IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 5, pp. 197-200, 1994.

[4] A. Utsumi, T. Miyasato and F. Kishino, "Multi-camera hand pose recognition system using skeleton image", IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, pp. 219-224, 1995.

[5] C. C. Chang, I. Y. Chen and Y. S. Huang, "Hand Pose Recognition Using Curvature Scale Space", IEEE International Conference on Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 386-389, 2002.

[6] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, pp. 71-86, 1991.

[7] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, 1997.

[8] Yang, Ming-Hsuan, Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces : Face Recognition Using Kernel Methods, Automatic Face and Gesture Recognition, 2002.

Proceedings. Fourth IEEE International Conference, pp. 208-213, 2002.

[9] Rowley, H. and Baluja, S. and Kanade, T., Neural network-based face detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Maching Intelligence, Vol. 20, No. 1, pp. 23-38, 1998.

저자소개

양태규(Tae-kyu Yang)



1982년 광운대학교 전자공학과 학사

1984년 광운대학교 대학원 전자공학과 석사

1989년 광운대학교 대학원 전자공학과 박사

1991년 ~ 2006 목원대학교 전자공학과 교수

2007년 ~ 현재 목원대학교 지능로봇공학과 교수

※관심분야: 로봇제어, 지능로봇

서용호(Yong-Ho Seo)



1999. KAIST 전산학과 학사

2001. KAIST 전자전산학과 석사

2007. KAIST 전자전산학과 박사

2007. Intern Researcher, Robotics

Group, Microsoft, US

2008. Consultant, Qualcomm, US

2009. ~ 현재 남서울대학교 컴퓨터학과 전임강사

※관심분야: 지능로봇, 로봇비전, 인공지능