

화상인식을 이용한 시각장애인용 보행보조장치

Ambulatory Aid Device for the Visually Handicapped Person Using Image Recognition

박 상 준*, 신 동 원

(Sang-Jun Park and Dongwon Shin)

Abstract : This paper presents the device of recognizing image of the studded paving blocks, transmitting the information by vibration to a visually handicapped person. Usually the blind uses the walking stick to recognize the studded paving block. This research uses a PCA (Principal Component Analysis) based image processing approach for recognizing the paving blocks. We classify the studded paving blocks into 5 classes, that is, vertical line block, right-declined line block, left-declined line block, dotted block and flat block. The 8 images for each of 5 classes are captured for each block by 120*120 pixels, then the eigenvectors are obtained in magnitude order of eigenvectors by using principal component analysis. The principal components for images can be calculated using projection of transformation matrix composed of eigenvectors. The classification has been executed using Euclidean's distance, so the block having minimum distance with a image is chosen as matched one. The result of classification is transmitted to the blind by electric vibration signals with different magnitudes and frequencies.

Keywords : ambulatory aid device, studded paving blocks, image recognition, PCA, gallery image, probe image

I. 서론

일반적으로 시각장애인들이 도보를 보행하는 경우 지팡이를 통하여 점자블럭(studded paving block)의 존재여부와 형태를 인식하는데 많은 노력이 필요하다. 이러한 불편함을 보완하기 위해서 본 논문에서는 지팡이 대신 카메라를 이용하여 점자블럭의 영상을 획득하고, 주성분분석법(PCA: Principal Component Analysis)를 이용하여 인식을 수행한다. 손등에 장착된 카메라를 통해 획득한 영상에서 점자블럭의 형태 및 방향을 인식하고 진동의 주기 및 세기를 이용하여 시각장애인에게 점자블럭의 형태를 알려주는 일련의 장치를 개발하였다.

주성분분석법(PCA)은 벡터형태로 주어진 고차원 데이터에 대하여 데이터의 차원을 줄이며 물체의 분류를 손쉽게 처리할 수 있다는 장점으로 여러 분야에서 사용되고 있다. 특히 얼굴인식[1], 포즈인식[2], 얼굴위치 추적[3] 및 런리딩[4] 등 사람의 얼굴을 인식하는데 널리 사용되며, 비디오 영상정보에서 특정 프레임의 검색[5], 위성자료의 분류[6], 대용량 문서분류[7] 등 대용량 데이터의 검색 및 분류에도 이용된다. 그 외에도 음성정보를 이용한 화자 식별[8] 및 음성인식[9], 문자인식[10], 장치고장의 원인추적[11] 등 매우 광범위한 인식 및 분류작업에 활용되고 있다. 본 논문은 다양한 형태로 입력되는 점자블럭 영상에 대하여 분류를 빠른 시간 내에 효과적으로 하도록 하기 위하여 PCA를 적용하였다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2005. 9. 30., 채택화정 : 2006. 1. 6.

박상준, 신동원 : 금오공과대학교 기계공학부

(happyNGnir@kumoh.ac.kr/shindw@kumoh.ac.kr)

※ 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구된 논문임.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 점자블럭의 영상획득 및 전처리 과정에 대해 설명하고, 3장에서는 주성분 분석 및 점자블럭 인식과 인식 결과의 전달에 대해서 설명하고 파라미터의 변화에 따른 실험결과 및 인식장치의 적용을 보이고, 마지막 4장에서는 결론에 대하여 언급한다.

II. 점자블럭의 영상의 획득 및 전처리 과정

1. 점자블럭 영상의 획득

본 연구에서 대상으로 하는 점자블록은 그림 1과 같이 5종류의 블록이다. 그림 1에서 Class 0은 수직방향의 점자블럭, Class 1은 오른쪽 방향의 점자블럭, Class 2는 왼쪽 방향의 점자블럭, Class 3는 정지표시의 점자블럭, Class 4는 점자블럭이 아닌 일반 도보블럭을 의미한다.

그림 2와 같이 사람의 손 높이에서 획득한 점자블럭 영상은 120×120 pixel 크기를 가진다. 인식실험을 위하여 획득한 영상은 gallery 영상과 probe 영상으로 분류한다. Gallery 영상은 블록인식의 기준이 되는 영상으로 가능한 한 블록의 특징을 대표할 수 있는 영상을 선택한다. Probe 영상은 gallery 영상과 비교할 테스트영상으로 다양한 조건에서 많은 수의 영상을 획득한다.

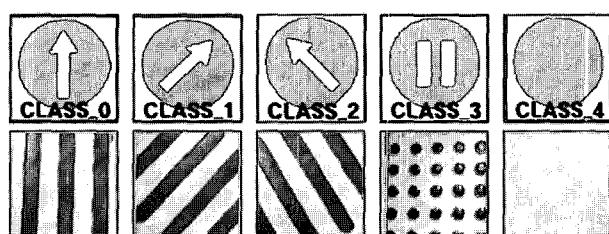


그림 1. 5종류의 블록(점자블럭: 4개), 일반블럭: 1개).

Fig. 1. Five cases for block(studded block: 4, normal block: 1).

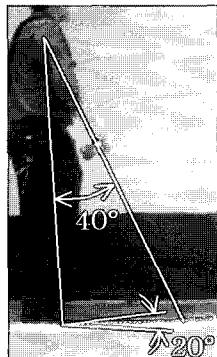


그림 2. 블록 영상 획득 시 손의 각도.

Fig. 2. The arm angle for capturing block images.

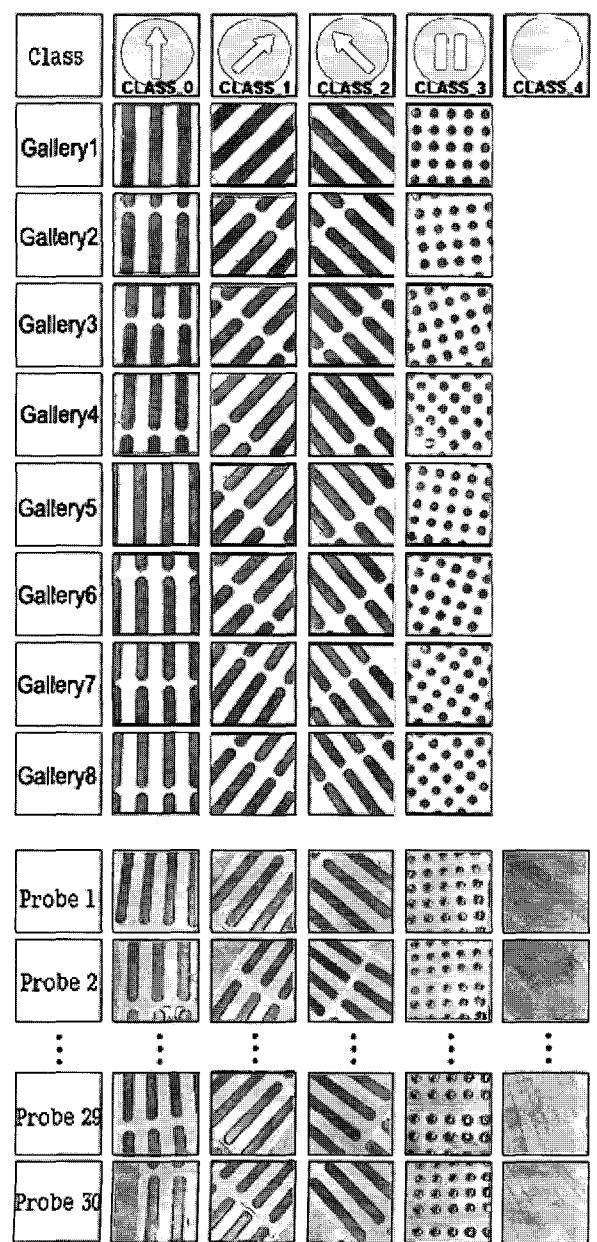


그림 3. 각 클래스에 대한 gallery 및 probe 영상.

Fig. 3. Gallery and probe images.

Gallery 영상에 대하여는 그림 3과 같이 Class 0부터 Class 3까지 각 클래스에 대하여 8장의 영상을 획득하여 총 32장으로 구성하였다. Gallery 영상은 기준영상이 되므로 손의 각도를 수직으로 고정하여 가능한한 선명한 영상을 획득하였다. 일반블럭인 Class 4는 일반블럭의 형태가 매우 다양하여 대표할 만한 영상이 없기 때문에 gallery에 포함하지 않았다.

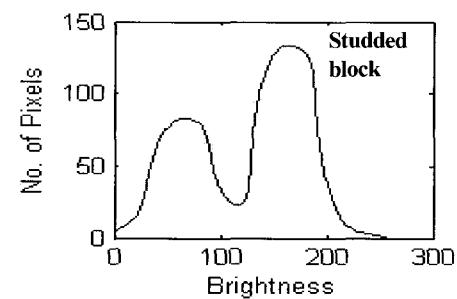
Probe 영상에 대하여는 그림 3과 같이 Class 0부터 Class 4까지 각 클래스에 대하여 30개의 영상을 획득하여 총 150장으로 구성하였다. Probe 영상은 샘플 데이터 영상이므로 좌우 20°, 상하 40° 영역에서 손등에 장착된 카메라를 무작위로 움직여가면서 각 클래스 당 30장씩 총 150장의 영상을 획득하였다.

2. 전처리를 통한 일반블럭의 선별

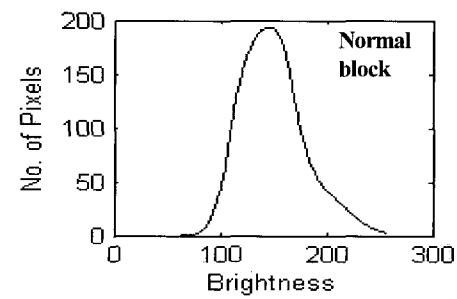
본 논문에서는 일반블럭을 제외한 gallery의 클래스로 4 가지만을 구별하고 있으므로, 위의 과정을 통해 획득된 150장의 probe 영상 중에 Class 4에 해당되는 일반 블록의 영상을 전처리단계에서 선별해야 할 필요가 있다. 본 논문에서는 히스토그램을 이용하여 일반블럭을 점자블럭과 구별하였다.

입력영상에서 히스토그램을 추출하여 분석해 보면, Class 0, Class 1, Class 2, Class 3는 그림 4(a)와 같은 형태의 히스토그램이 나타나고, Class 4는 그림 4(b)와 같은 형태의 히스토그램이 나타난다.

히스토그램에서 나타나는 n 개의 peak를 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_i, \dots, p_n$ 이라고 하고, p_i 와 p_i 사이에 있는 m 개의 Valley $v_1, v_2, v_3, \dots, v_k, \dots, v_m$ 중에서 가장 작은 valley를 v_k 라고 하면 peakness P 는 (1)과 같이 정의된다.



(a)



(b)

그림 4. Probe영상의 히스토그램형태.

Fig. 4. Two histograms for studded block and normal block.

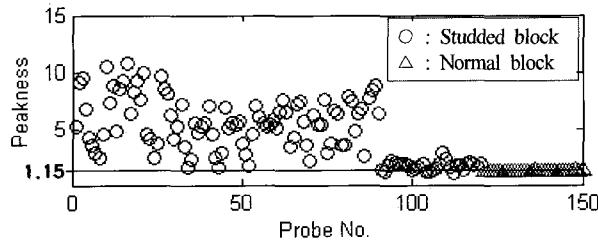


그림 5. 각각의 probe에 대한 peakness의 최대값.

Fig. 5. The maximum peakness values in each probe image.

$$P = \frac{\min(p_i, p_j)}{v_k} \quad (1)$$

이러한 peakness 값이 클수록 히스토그램 상에서 peak와 valley가 명확히 차이가 난다고 볼 수 있다. 각 probe에서 peakness를 계산하여 peakness의 최대값 P_{\max} 가 threshold 보다 작은 경우에 Class 4로 분류하는 필터를 설계 할 수 있다. 그림 5는 150개의 probe들의 P_{\max} 값을 도시한 그림이며 threshold = 1.15 일 때 Class 4를 가장 잘 분류해 낸다.

III. 주성분 분석을 통한 점자블록 인식

1. 주성분분석을 이용한 gallery의 특징벡터

2차원 gallery 영상의 픽셀 수 $p \times p (=120 \times 120)$, gallery 영상의 개수 $G (=32)$, probe 영상의 개수 $P (=150)$ 라 하자. 2차원의 영상을 크기가 $N=p \times p=14,400$ 인 1차원의 열벡터 x_i 로 변환한다. 이러한 열벡터를 영상벡터라고 부르도록 한다. 이렇게 G 개의 gallery 영상으로부터 G 개의 영상벡터 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_G$ 를 구한 후 영상벡터 x_i 의 평균벡터 m 를 다음과 같이 구한다.

$$m = \frac{1}{G} \sum_{i=1}^G x_i \quad (i = 1, 2, \dots, G) \quad (2)$$

영상벡터로부터 평균영상벡터를 뺀 중앙(centered) 영상벡터 \bar{x}_i 를 다음과 같이 구한다.

$$\bar{x}_i = x_i - m \quad (i = 1, 2, \dots, G) \quad (3)$$

위의 벡터를 이용하여 다음과 같이 $N \times G$ 의 \bar{X} 행렬을 구한다.

$$\bar{X} = [\bar{x}_1 | \bar{x}_2 | \bar{x}_3 | \dots | \bar{x}_G] \quad (4)$$

이어서 다음과 같이 정의된 $N \times N$ 의 공분산행렬(covariance matrix) Ω 를 정의한다.

$$\Omega = \bar{X} \bar{X}^T \quad (5)$$

공분산 행렬 Ω 에 대해서 다음과 같이 고유치 λ_i 와 고유벡터 v_i 를 구한다.

$$\Omega v_i = \lambda_i v_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (6)$$

여기서 공분산 행렬 Ω 은 크기가 $N \times N=14,400$ 으로 고유치를 구하기가 현실적으로 어렵다. 이에 다음과 같은 방법으로 고유치의 개수를 줄여서 구하도록 한다.

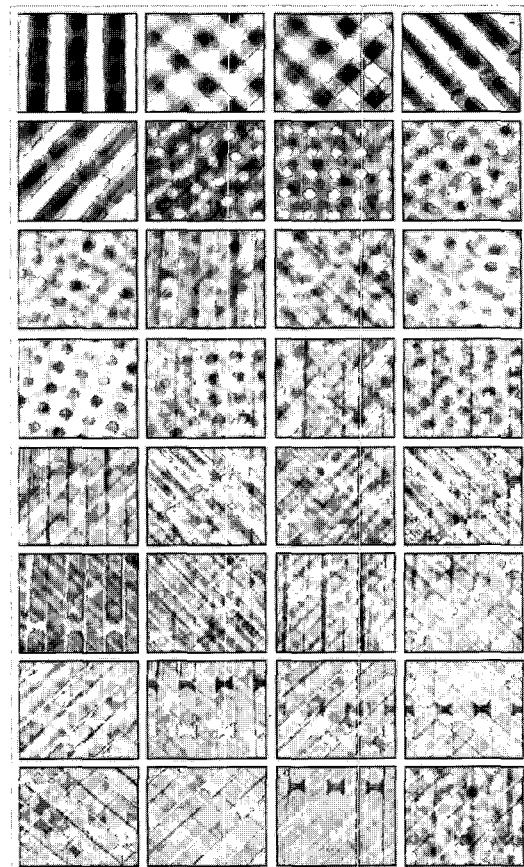
그림 6. Gallery 영상들에 대한 G 개의 eigenblocks.

Fig. 6. The eigenblocks of gallery images.

$$\bar{X} \bar{X}^T v_i = \lambda_i v_i \quad (7)$$

$$\bar{X}^T \bar{X} (\bar{X}^T v_i) = \lambda_i (\bar{X}^T v_i) \quad (8)$$

v_i' = $\bar{X}^T v_i$ 로 하면 위 식은 크기가 $G \times G=1024$ 인 $\bar{X}^T \bar{X}$ 의 고유치문제가 된다. 고유벡터 v_i' 를 구한 후 $\bar{X}^{-1} = \bar{X}^T$ 를 이용하여 v_i 를 구하면 다음과 같다.

$$v_i = \bar{X} v_i' \quad (9)$$

이러한 G 개의 고유벡터 v_i 를 $p \times p$ 의 2차원 행렬로 재배열하여 영상으로 도시하면 그림 6과 같다. 이러한 고유벡터 이미지를 고유블럭(eigenblock)으로 부르기로 한다.

고유벡터 v_i 를 크기가 1인 단위벡터로 정규화한 후에 k ($\leq G$)개의 v_i 를 다음과 같이 투영행렬 V^T 로 구성한다.

$$V^T = [v_1^T | v_2^T | v_3^T | \dots | v_k^T] \quad (10)$$

이러한 투영행렬 V^T 에 중앙영상벡터 x^c 를 곱하면 v_i 방향으로 투영된 주성분벡터가 구해진다. 이러한 주성분벡터를 영상의 특징벡터로 한다.

$$\tilde{x}_i = V^T \bar{x}_i \quad (i = 1, 2, \dots, G) \quad (11)$$

원래 영상벡터의 크기가 $N=14,400$ 인데 반하여 투영된 주성분벡터(특징벡터)의 크기는 $G=32$ 이하로 줄기 때문에 인

식처리속도나 효율 면에서 큰 이점이 있다.

모든 gallery 영상에 대하여 특징벡터를 구하고 Class별로 구분하여 놓고, 점자블럭의 기준데이터로 사용한다. 이후에 주성분분석을 통하여 probe 영상 역시 특징벡터를 구할 수 있는데 구한 특징벡터를 gallery의 기준데이터와 비교하여 가장 거리가 짧은 것에 해당하는 Class로 인식하게 된다.

3. Probe set의 점자블럭 인식

P개의 probe 영상에 대하여 각각 중앙영상벡터 \bar{y}_i 에 대하여 상기에서 구한 투영행렬 V^T 를 이용하여 특징벡터 \tilde{y}_i 를 구할 수 있다.

$$\tilde{y}_i = V^T \bar{y}_i \quad (i = 1, 2, \dots, P) \quad (12)$$

만약 j번째 probe 영상의 특징벡터 \tilde{y}_j 와 Class m에 해당하는 i번째 gallery 영상의 특징벡터 \tilde{x}_i 와의 euclidean 거리가 최소가 될 때 그 probe 영상은 Class m으로 인식하게 된다.

4. 고유벡터의 수에 따른 인식률의 변화

본 연구에서는 주성분분석을 통하여 gallery 영상의 개수 G=32개의 고유치 λ_i 와 고유벡터 v_i 를 계산하게 된다. 특징 벡터의 크기는 투영행렬 V^T 를 구성하는 v_i 의 개수 k에 따라 결정된다. k값은 물론 32개가 최대이므로 32개를 모두 사용하면 좋겠지만 계산의 효율성을 고려하여 최적의 k값을 선정하는 방법에 대하여 알아본다.

최적의 차원을 결정하기 위해 위해서 획득한 probe 영상을 사용하여 rank 1 인식률을 살펴보면 그림 7에서와 같은 결과를 볼 수 있다. 여기서 rank n이란 probe 영상과 매칭되는 gallery 영상이 인식결과순위에서 n번째 안에 들어오면 인식이라고 간주하는 경우의 인식률을 의미한다. 그림 7에서 보듯 k=15 이상에서는 인식률이 일정한 것을 볼 수 있으므로 k=15로 하는 것이 타당하다.

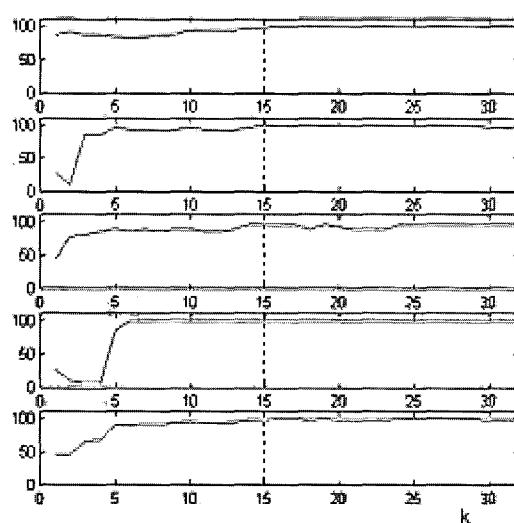


그림 7. 사용된 고유벡터의 개수(k)에 따른 rank1 인식률 변화.

Fig. 7. Rank 1 recognition rate according to the number of eigenvectors, k.

5. 보행보조장치 시스템 구성

본 연구에서 구성한 장치는 그림 8과 같이 장갑의 형태로 되어 있으며, 손등에 위치한 카메라에서 영상을 획득하여 PC로 전송하며, 인식결과는 RS232통신을 이용하여 장치로 보내어지며, 4개의 손가락에 각각 장착된 진동발생기에 의해 진동을 발생시켜 사용자에게 인식결과를 전달하게 된다.

결과의 전달은 진동의 세기 및 주기 등의 변화에 따라 여러 가지 정보의 전달이 가능하며, 본 논문의 장치에서는 검출할 클래스가 5가지이므로 진동의 유무를 조합하여 표 1과 같이 결과를 전달한다.

그림 9는 운영프로그램의 화면을 보여주고 있다. 상단의

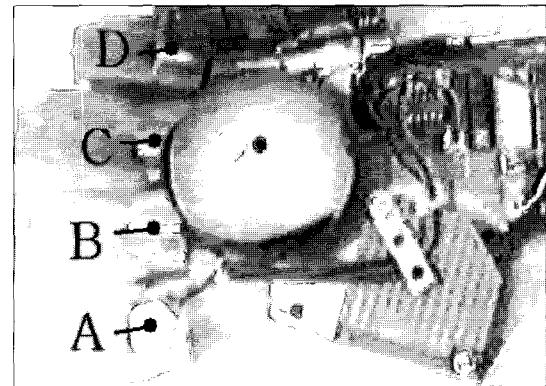


그림 8. 보행보조장치의 사진.

Fig. 8. Picture of Ambulatory aid device.

표 1. 인식결과(class 0~4)에 따른 진동의 조합.

Table 1. Combination of vibration for recognition results.

구 분	A	B	C	D
Class 0	X	O	X	X
Class 1	X	O	O	X
Class 2	O	O	X	X
Class 3	X	X	X	O
Class 4	X	X	X	X

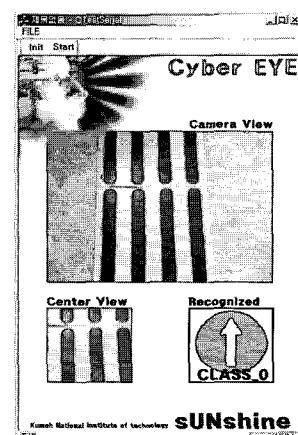


그림 9. 운영프로그램 인터페이스.

Fig. 9. Interface of operating program.

상단 큰 화면은 실제 카메라에서 입력되는 영상이며, 그 중 가운데의 120×120 pixel 의 영역만 추출하여 왼쪽 하단의 probe 영상을 획득한다. 또한, 인식결과는 오른쪽 하단에 인식된 클래스의 심볼영상으로 표현된다.

IV. 결론

본 논문에서는 주성분분석을 이용하여 시각장애인을 위한 점자블럭영상의 자동인식에 대하여 연구하였다. 점자블럭의 방향성을 고려한 5개의 특정 클래스에 대해서 32개의 gallery 영상을 획득하여 주성분분석을 통하여 특징벡터를 구성하였다. 또한 임의로 획득한 150개의 probe 영상을 이용하여 gallery와의 인식실험을 실행하였다. 투영벡터에 사용되는 고유벡터의 개수를 변화시켜가며 rank 1 인식률을 측정하여 최적의 특징벡터의 수를 정하였다. 진동자와 카메라가 부착된 장갑형태의 보행보조장치를 구성하여 인식결과에 따라 다른 조합의 진동을 느끼도록 하였다.

향후에는 실제 환경에 적용하기에는 구분대상의 클래스가 더욱 세분화 되어야 하며 다양한 실외 환경인식시스템에 대해 연구할 계획이다.

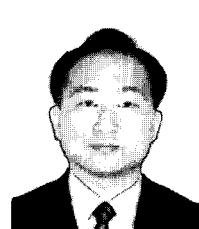
참고문헌

- [1] 신동원, 고재필, “주성분분석 기법을 이용한 3차원 얼굴인식에 대한 연구,” 한국CAD/CAM학회 학술발표논문집 pp. 76-80, 2005.
- [2] 고재필, 김선숙, 변혜란, “다중 PCA모듈을 이용한 얼굴 포즈 판별,” 한국정보과학회 가을학술발표논문집 vol. 27. no. 2 pp. 431-433, 2000.
- [3] D.-J. Jung, C.-W. Lee, and Y.-C. Lee, “PCA-based real-time face detection and tracking,” ITC-CSAC, pp. 615-618, 2002.
- [4] 이지근, 이은숙, 정성태, 이상설, “PCA와 HMM을 이용한 실시간 립리딩 시스템의 설계 및 구현,” Journal of Korea Multimedia Society vol. 7. no. 11. pp. 1597-1609, 2004.
- [5] 김대일, 장혜경, 홍종선, 김영호, 강대성, “KD-tress와 PCA를 이용한 MPEG비디오 검색,” 한국신호처리 · 시스템학회 하계학술대회 논문집 pp. 118-121, 2003.
- [6] 장훈, 윤완석, “표준화 주성분 분석(Standardized PCA)을 이용한 LANDSAT 위성자료 분류의 정확도 향상,” 한국GIS학회 공동 춘계 학술대회 논문집 pp. 151-156, 2003.
- [7] 신형주, 장병탁, 김영택, “대용량 문서분류에서의 비선형 주성분 분석을 이용한 특징 추출,” 한국정보과학회 가을학술발표논문집 vol. 26. no. 2 pp. 146-148, 1999.
- [8] 이기용, “강인한 VQ-PCA에 기반한 효율적인 화자 식별,” 한국인터넷정보학회 논문집 제5권 제3호, pp. 57-62, 2004.
- [9] 박경훈, 표창수, 김창근, 허강인, “PCA기반 파라메터를 이용한 숫자음 인식,” 한국신호처리 · 시스템학회 추계 학술대회 논문집, pp. 181-184, 2000.
- [10] 김강석, 강민경, 김철기, 차의영, “PCA와 객체 분석을 통한 문자영역 추출,” 한국 정보과학회 봄 학술발표논문집 vol. 27. no. 1. pp. 568-570, 2000.
- [11] 김성호, 이영삼, 한윤종, “PCA-기반 고장 진단 시스템 설계에 관한 연구,” 페지 및 지능시스템 학회 vol. 13, no. 5, pp. 600-605, 2003.



박상준

2006년 금오공대 기계공학부 졸업. 현재 동 대학 석사과정. 관심분야는 머신비전, 모션제어, 3D얼굴인식.



신동원

1989년 서울대 기계설계학과 졸업. 1996년 동 대학 박사. 1997년 삼성전자 전임연구원. 현재 금오공대 기계공학부 교수. 관심분야는 머신비전, 모션제어, 3차원 Metrology, 3차원 얼굴인식.