

논문 2008-6-16

## 권투 모션 인식을 위한 알고리즘 비교 연구

### A Study on Comparing algorithms for Boxing Motion Recognition

한창호\*, 김순철\*, 오춘석\*\*, 유명기\*\*

Chang-Ho Han, Soon-Chul Kim, Young-Kee Ryu, Choon-Suk Oh

**요 약** 본 논문은 권투 모션 인식에 대한 연구로서 게임이나, 애니메이션 등의 분야에 응용될 수 있다. 권투 모션의 인식을 위하여 주성분분석과 동적시간정합 알고리즘을 적용한 실험을 하여 비교 연구하였다. 주성분분석 이론은 인식하고자 하는 데이터의 차원을 축소하여 특징 벡터를 추출하여 비교하는 알고리즘이며, 동적시간정합은 두 순차적인 데이터의 유사성을 구하는 알고리즘이다. 모션 인식을 위해 두 상이한 알고리즘을 비교하여 성능을 고찰하고, 권투 모션을 구성하기 위해 만든 모션캡처 시스템을 소개한다. 구성된 권투 모션 데이터로부터 모션 그래프를 구성하고, 정규화 과정을 처리한 후, 각각5명의 연기자의 모션에 대해 인식을 시도하여 실험을 통해 인식을 결과를 보여준다.

**Abstract** In this paper, we describes the boxing motion recognition which is used in the part of games, animation. To recognize the boxing motion, we have used two algorithms, one is principle component analysis, the other is dynamic time warping algorithm. PCA is the simplest of the true eigenvector-based multivariate analyses and often used to reduce multidimensional data sets to lower dimensions for analysis. DTW is an algorithm for measuring similarity between two sequences which may vary in time or speed. We introduce and compare PCA and DTW algorithms respectively. We implemented the recognition of boxing motion on the motion capture system which is developed in our research, and depict the system also. The motion graph will be created by boxing motion data which is acquired from motion capture system. and will be normalized in a process. The result has implemented in the motion recognition system with five actors, and showed the performance of the recognition.

**Key Words :** Motion Recognition, PCA, DTW, Motion Capture, Boxing Motion

## 1. 서 론

최근 모션캡처 연구를 살펴보면 이미 상용화<sup>[1]</sup>되고 있는 바이콘사<sup>[2]</sup>의 장비는 고가장비이며, 정확도는 0.001mm까지의 정확도에 다다르고 있는 게 사실이다. 고가로 인해 저가형태의 모션 시스템도 많이 연구가 되고 있다. PSD를 이용한 모션캡처 시스템 등이 있으며, 일반 CCD 카메라를 이용한 연구도 많이 되고 있다. 모션인식을 하기 위해서, 먼저 기준이 되는 모션 데이터를 구한다.

권투 연기자로부터 가장 일반적인 데이터를 얻어 데이터 베이스에 저장하고, 다른 사용자의 모션과 비교하여 현재의 모션을 인식 및 판단하는 시스템을 연구하였다. 기존 패턴인식 알고리즘을 사용하여 데이터베이스의 모션과 사용자의 모션을 비교하여 인식하는데 있어서, 모션 데이터는 정적 패턴이라기보다는 시간에 따라 변하는 동적 패턴에 해당한다. 따라서 비교하고자 하는 두 개의 패턴을 보간법을 사용하여 크기를 일치시키든지, 아니면 차원 축소를 통해 차원을 일치 시키는 방법이 있다. 패턴을 인식하는 알고리즘으로 많이 사용되었던 알고리즘으로는 PCA(Principal Component Analysis), LDA(Linear Discriminant Analysis), ICA(Independent Component

\*준회원, 선문대학교 정보통신공학과

\*\*정회원, 선문대학교 정보통신공학과 교수  
접수일자 2008.9.22, 수정완료 2008.12.7

Analysis), DCT(Discrete Cosine Transform)등이 있으며, 그밖에 신경회로망, 퍼지, HMM(Hidden Markov Model), SVM(Support Vector Machines)등의 기술이 사용되었다. 모션의 동작 움직임의 차원 축소를 하여 특징 벡터를 구하는 대표적인 알고리즘으로 PCA를 선택했으며, 특징점을 구하지 않고, 모션 동작 움직임의 데이터를 직접 비교 가능한 동적 프로그래밍 기법을 사용하는 DTW(Dynamic Time Warping) 알고리즘을 사용하였다. 두 알고리즘의 장단점을 간략하게 살펴보면, PCA는 데이터의 차원을 축소하여 처리를 하기 때문에 처리 변수가 많이 줄어 들 수 있지만, 데이터의 손실을 가져온다. 이에 반해 DTW는 원 데이터의 손실은 없지만, 비교 대상의 데이터 길이의 차이가 클 경우는 오히려 알고리즘 적용에 한계가 있다. 본 논문에서 개발 중인 모션캡처 시스템을 이용하여 모션 데이터를 얻어, 그 데이터를 정규화 과정을 거쳐 모션 그래프로 재구성한 뒤, 주성분분석(PCA)와 동적시간정합(DTW) 알고리즘을 적용하여 그 차이를 분석하고 인식률로써 성능 결과를 고찰하였다.

를 정확히 계산하여 일정 거리를 유지 했으며, 카메라의 평행을 유지하도록 시스템을 꾸몄다. 또한 사용된 캘리브레이션 패턴은 그림4과 같은 8x6 체스보드를 이용했다. 캘리브레이션 입력 및 계산을 위해 OpenCV 라이브러리를 이용해 개발했다. 두 대의 카메라의 평행을 설정하기 위해 최단 거리에서 체스보드 사이의 간격을 확인하고, 먼 거리에서 다시 체스보드 사이의 거리를 측정해서 일치하도록 하여 평행함을 증명하였다. 물론 캘리브레이션 실험 자체의 오차를 고려해야 할 것이다.

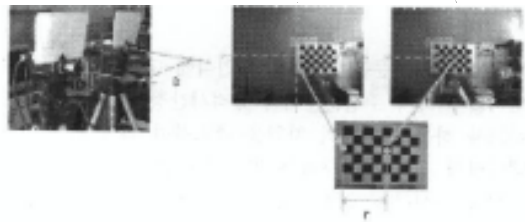


그림 1. 카메라 평행 유지 방법에 대한 그림  
Fig. 1. The method to parallelize camera.

## II. 모션 캡처 시스템

### 2.1 기본 시스템 구성

모션 데이터를 얻기 위해 개발한 모션 캡처 시스템을 간략하게 소개한다. 이 시스템은 두 대의 CCD 카메라를 이용하여 실시간으로 움직이는 영상을 캡처하고, 전처리 과정을 거쳐 2차원 데이터를 추출하고, 그 후, 스테레오 기법<sup>[3,4]</sup>을 이용하여 3차원 데이터를 구성하게 된다. 이렇게 얻어진 3차원 데이터는 후에 모션인식에서 사용된다. 획득된 영상은 다음 그림 2와 같은 전처리 과정을 거쳐 각각 두 개의 2차원 데이터를 구하게 된다. 전처리 과정에는 간단하게 설명하면, 이진화 방법을 사용했으며, 구해진 마커의 점들은 각각 크기로 구별된다. 현재 권투 모션인식 시스템에 연결하여 작업을 수행하도록 되어 있기 때문에 네 개의 마커 신호를 사용하고 있다. 인식된 데이터는 개발된 모션 애니메이션<sup>[5,6,7,8]</sup> 시스템을 통해 구현되거나, 데이터를 게임이나 다른 툴에 연결하여 이용되게 된다.

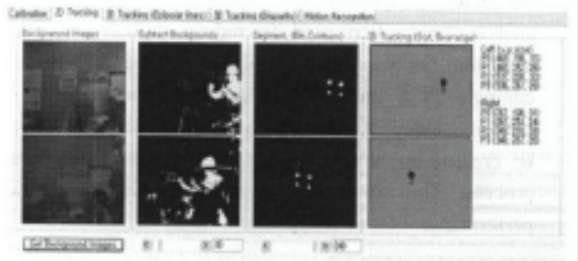


그림 2. 전처리 과정 및 2차원 데이터 획득 프로그램  
Fig. 2. The preprocessing and acquisition 2D data program.

### 2.3 2차원 데이터 획득

2차원 데이터는 영상처리 알고리즘을 이용해 마커의 점을 구별하여 얻어낸다. 여기서 사용된 알고리즘은 노이즈 제거를 위해 median filter와 위치를 구별하기 위해 이진화를 사용했다. 또한 렌즈의 왜곡을 제거하기 위해 가장 간단한 기본 모델 식을 이용하여 구현했다. 왜곡 계수를 구하기 위해 OpenCV 를 사용하여 구했으며, 각 상수는  $k_1=-0.2457$ ,  $k_2=0.1112$ ,  $p_1=0.000987$ ,  $p_2=-0.000073$  이다.

### 2.2 캘리브레이션

캘리브레이션을 위해서 두 대의 CCD 카메라는 거리

$$x_u = (1 + \sum_{i=1}^{\infty} K_i r^{2i})x_d + (2P_1 \bar{x}y + P_2(r^2 + 2\bar{x}^2))(1 + \sum_{i=1}^{\infty} P_{i+2} r^{2i})$$

$$y_u = (1 + \sum_{i=1}^{\infty} K_i r^{2i})y_d + (P_1(r^2 + 2\bar{y}^2) + 2P_2 \bar{x}y)(1 + \sum_{i=1}^{\infty} P_{i+2} r^{2i})$$
(1)

$$x_u = (1 + K_1 r^2 + k_2 r^4)x_d + (2P_1 \bar{x}y + P_2(r^2 + 2\bar{x}^2))$$

$$y_u = (1 + K_1 r^2 + k_2 r^4)y_d + (P_1(r^2 + 2\bar{y}^2) + 2P_2 \bar{x}y)$$
(2)

여기서  $\bar{x} = x_d - C_x$ ,  $\bar{y} = y_d - C_y$ ,  $r_2 = \sqrt{\bar{x}_2^2 + \bar{y}_2^2}$ .  $C_x$  와  $C_y$  는 광학 중심이고,  $K_i$  와  $P_i$  는 radial 과 tangential 왜곡 파라미터이다.

### 2.4 3차원 데이터 획득

3차원 데이터로 재구성하기 위해 시각차 알고리즘을 이용하여 스테레오 카메라의 영상으로부터 동일한 위치의 점들의 차이를 가지고 z값인 거리를 계산한다. 시각차가 클수록 거리는 가까워지고, 시각차가 줄수록 거리는 멀어진다고 할 수 있다.

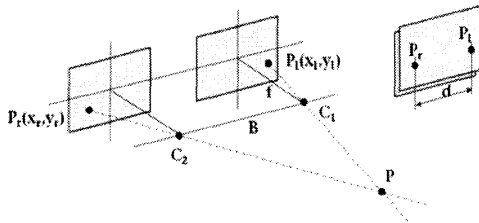


그림 3. 시각차 측정 알고리즘  
Fig. 3. A stereo measurement algorithm

b: baseline

f: focal length

$x_i, x_r$ : x, y position on an CCD array

$X_i, X_r$ : x, y position on an image

$N_{fx}$ : number of pixels of CCD camera array

$L_x$ : length of CCD camera array

Z: depth =  $f*b / |x_l - x_r| = f*b*N_{fx} / (X_l - X_r) * L_x$

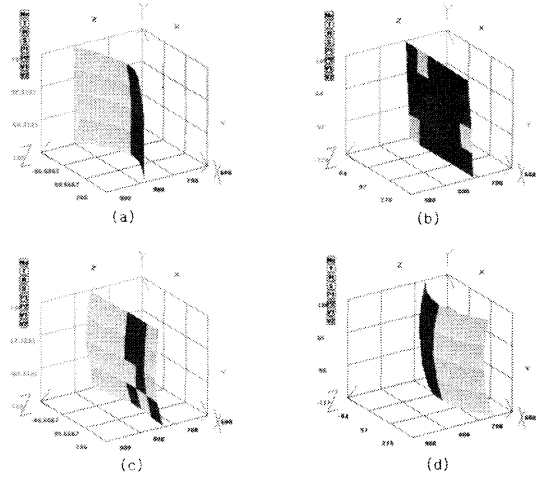


그림 4. 체스보드를 입력받은 3차원 영상; (a) 기존 시스템, (b) 왜곡제거를 한 3차원 영상, (c) z축 보정을 한 3차원 영상, (d) 왜곡제거와 z축 보정을 한 3차원 영상

Fig. 4. The 3D images obtained from captured chessboard images; (a) The previous system captured data, (b) The current system captures 3D data with removing distortion, (c) The current system captures 3D data with adjusting z axis, (d) The current system captures with removing distortion and adjusting z axis.

그림 4는 체스보드의 영상을 입력 받아 각 점들을 인식하여 3차원 영상을 구성한 결과 영상이다. 실제로는 평평한 상태이나 3차원 데이터 획득 처리 과정에서 오차가 발생하여 구부러진 형태의 모양을 하기도 한다.

## III. 권투 모션 인식

### 3.1 모션 그래프

모션 인식을 위해 먼저 모션 그래프를 구성한다. 권투 연기자로부터 연기를 하여 얻은 모션데이터는 데이터베이스에 저장된다. 권투 모션을 위한 모션에 대해 살펴보면 다음과 같다. 모션은 모두 기본 동작 4가지로 정했다. 오른쪽-훅, 오른쪽-어퍼컷, 왼쪽-젯, 오른쪽 스트레이트이다. 그림8에서 모션을 테스트하는 장면을 볼 수 있다. 모션의 데이터를 얻기 위해 마커를 들고 있는 것을 알 수 있다. 왼손과 오른손의 두 개의 마커로부터 4개의 신호를 받아 모션 데이터를 구성한다.



그림 5. 테스트를 위한 권투의 기본 동작 행하기  
 Fig. 5. The actor performed basic boxing motions as an experiment

연기자의 네 가지 모션을 입력받아 모션 그래프를 생성하게 된다. 그림9은 모션 그래프를 생성하는 시스템을 보여주고 있다. 마커로부터 데이터를 입력받아 그 궤적을 연결하여 그래프로 보여주고 있으며, 이것은 x,y,z 위치 데이터 정보로 되어있다. 이 그래프는 정규화 과정을 통해, 크기 조절, 원점 위치 조정, 노이즈 제거, 조인트 각도 추가 등을 하며, 정규화된 모션 그래프는 모션 인식 알고리즘을 통해 판정된다.

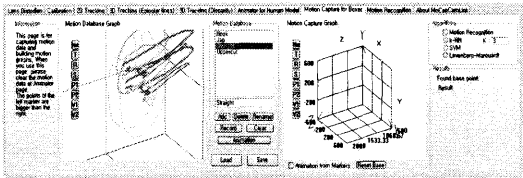


그림 6. 모션 데이터베이스 구축을 위한 시스템  
 Fig. 6. The system for motion database.

### 3.2 주성분분석을 이용한 모션 인식

주성분 분석법<sup>[9,10,11]</sup>은 고차원 특징 벡터를 저차원 특징 벡터로 축소하는 알고리즘으로 전체 입력 모션그래프들의 직교적인 공분산 행렬(Covariance Matrix)을 계산한 후에 그것의 고유값(Eigenvalue)에 따라 고유벡터(Eigenvector)를 구하고 입력된 모션 그래프와 기준 데이터베이스의 모션 그래프의 고유벡터를 벡터 공간상에서 비교하여 가장 가까운 거리의 벡터를 지닌 모션그래프가 인식되도록 하는 방법이다. 두 모션 그래프의 비교 과정을 거치게 되는데 이것이 분류 과정이다. 모션 그래프를 분류하는 방법은 Euclidean 거리 측정에 의한 표현값의 거리를 측정하는 Nearest Neighbor 방법으로 구하거나, MLP, RBF, SVM 등 각종 신경망(Neural Network) 분류기를 이용하여 구할 수 있다. 본 논문에서는 유클리드 거리를 계산하는 kNN 알고리즘을 사용하였다.

주성분분석(principal component analysis)은 고차원의 데이터로부터 공분산을 최대화 하는 방향으로 하는 변수들이 조합으로 된 주요 직교성분을 찾는 방법이다. 3

차원 상의 데이터를 주성분분석에 의해 직교하는 2차원의 주성분으로 변환하여 데이터의 정보 손실은 최소화하면서 2차원 상에서 정보처리와 해석을 용이하게 한다.

$x_1, x_2, \dots, x_M$ 의  $N \times 1$  행렬을 구성한다.  $x_i$ 에는 3차원 좌표와 조인트의 각도정보가 들어가 있다. 다음은 평균값을 구하고, 벡터의 차를 구한다. 공분산을 구하여, 고유값과 고유벡터를 구한다. 구해진 고유벡터를 이용하여 kNN 알고리즘을 사용하여 가장 가까운 모션 그래프를 찾게 된다.

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (3)$$

$$\Phi_i = x_i - \bar{x} \quad (4)$$

$$A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M] (N \times M) \quad (5)$$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T$$

eigenvalues of  $C: \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$   
 eigenvectors of  $C: u_1, u_2, \dots, u_N$

그림 7에서 보면 모션 그래프가 왼쪽, 위에 보이고 왼쪽, 아래 그림은 주성분분석의 각 비교하려는 모션의 고유벡터를 보여주고 있고, 오른쪽 아래에는 거리 비교에 따른 값을 보여주고 있다. 가장 낮은 값이 가까운 거리를 의미한다. 모션 그래프에서 데이터베이스에 있는 네 가지 형태의 모션 그래프와 현재 연기자의 입력된 모션을 같이 보여주고 있다.

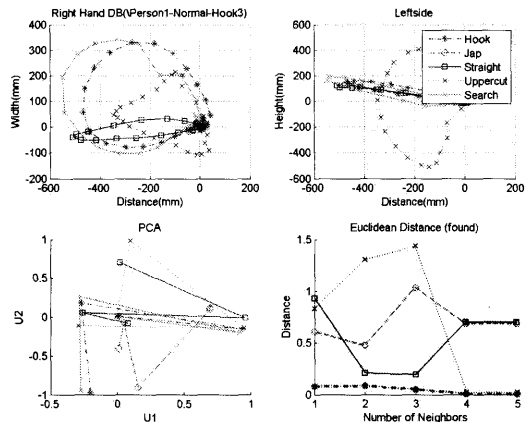


그림 7. PCA를 이용한 권투 모션 인식  
 Fig. 7. The boxing motion recognition with PCA algorithm

### 3.3 DTW를 이용한 모션 인식

동적시간정합 (Dynamic Time Warping)<sup>[12]</sup>은 각각 다른 길이의 모션그래프를 비교하여 인식하기 위해 사용했다. 경우에 따라서는 두 그래프의 길이의 차가 2배가 넘는 경우도 있다. 그럴 경우는 인식이 되지 않으므로 정규화 과정이 인식률의 효율을 더 높여 주었다. 동적 시간 정합 기법에서 정합 경로  $W$ 는 식 6으로 정의가 되며, 정합비용  $Cost(M, N)$ 는 식 7과 같이 정의될 수 있다.  $w_k$ 는  $k$ 번째에 해당하는 정합경로이다.  $M, N$ 이라는 두 개의 곡선이 있을 때,  $m$ 은  $M$ 곡선에서 점의 수이고,  $n$ 은  $N$ 곡선에서의 점의 수이다.

$$W = w_1, w_2, w_3, \dots, w_k$$

$$\max(m, n) \leq k \leq m+n-1 \quad (6)$$

$$Cost(M, N) = \min \frac{1}{K} \sqrt{\sum_{k=1}^K w_k} \quad (7)$$

$$DTW(i, j) = \text{dist}(M_i, M_j) + \min \left\{ \begin{array}{l} DTW(i-1, j-1), \\ DTW(i-1, j), \\ DTW(i, j-1) \end{array} \right\} \quad (8)$$

경계조건 :  $w_1=(1,1), w_k=(m,n)$ .

연속성 : 만약,  $w_k=(i,j)$  과  $w_{k+1}=(i',j')$ 가 정합 경로  $W$ 에 있다면,  $i'-i \leq 1$  and  $j'-j \leq 1$

단조성 : 만약,  $w_k=(i,j)$  과  $w_{k+1}=(i',j')$ 가 정합 경로  $W$ 에 있다면,  $i'-i \geq 0$  and  $j'-j \geq 1$

$M$ 과  $N$ 이라는 두 개의 모션그래프 사이의 동적시간정합 거리의 함수는  $DTW(m,n)$ 으로 나타낼 수 있다. 여기서  $m,n$ 은 모션그래프의 개수이다. 이 함수는 식 8을 동적 프로그래밍 기법으로 쉽게 구현해서 얻을 수 있다. 그림 11은 모션그래프와 동적시간정합 그래프, 그리고 유클리드 거리 비교를 보여주고 있다. 거리 비교를 통해 가장 작은 모션 그래프를 선택하여 인식하게 된다.

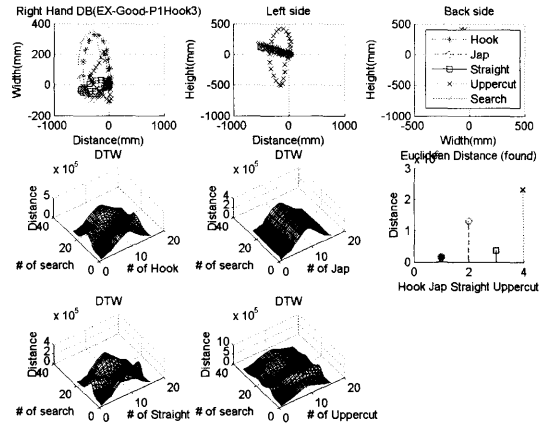


그림 8. DTW를 이용한 권투 모션 인식  
Fig. 8. The boxing motion recognition with DTW

### 3.4 실험 결과

권투 연기자의 모션을 데이터베이스화 하고, 5명의 실험 연기자로부터 세 가지 타입으로 나누어 연기를 시켜 데이터를 얻었다. 세 가지는 실전모드, 기본모드, 자유모드로 나뉘며, 각각, 훅, 잭, 스트레이트, 어퍼컷의 동작을 행한다. 총 60개의 동작에서 실험을 했다. 그런데 실험자의 동작이 애매모호한 경우가 자주 발생하여 실제 인식률에 영향을 끼치므로 인식이 가능한 모션 그래프를 간추려 5명으로부터 총 20개의 동작으로 실험 결과를 냈다. 하나의 동작에 4개의 모션그래프가 나오므로 총 80개의 모션그래프로부터 인식하는 결과를 갖게 된다.

주성분분석 알고리즘을 통해 실험을 했을 경우 연기자의 입력된 3차원 모션 그래프에서 모션 벡터를 데이터베이스의 모션 벡터와 비교를 하여 두 모션 벡터의 거리가 가장 가까운 것으로 인식하여 결과를 산출하였고, 동적시간정합 알고리즘으로 연기자의 모션 그래프와 모션 데이터베이스의 각각 다른 길이의 모션 그래프를 동적 프로그래밍 기법을 사용하여 두 그래프의 거리를 계산하여 가까운 것으로 인식하여 결과를 산출하였다. 두 가지 알고리즘으로 인식된 결과를 위주로 비교 분석을 했다. 알고리즘 인식 속도는 제외하고 인식률에 대한 비교 결과만 보여준다. 또한 알고리즘을 사용하기 전에 정규화를 했는지 안했는지에 대한 비교를 했다. 사진 정규화에는 모션 입력 그래프에 대해 크기 조절, 원점 위치 조정, 노이즈 제거, 조인트 각도 추가 등의 수정 등을 의미한다.

표 1. 모션 인식 알고리즘 인식결과  
Table 1. The result of motion recognition

알고리즘	정규화 행합	정규화 안합
PCA	80%	75%
DTW	85%	70%

#### IV. 결론

본 연구에서는 권투 모션을 인식하기 위해 주성분분석과 동적시간정합 알고리즘을 이용했다. 두 알고리즘을 비교하여 살펴보면, 모션과 같이 동적 패턴의 비교에는 동적시간정합이 좀 더 우수하게 나타났다. 그런데 모션 그래프의 정규화의 영향은 주성분분석이 적게 나타났다. 정규화의 과정을 거치지 않은 경우는 오히려 주성분분석이 우수하게 나타났다. 모션인식률은 100%에 미달하는 주요한 이유는 인식하기 애매한 중간모션의 경우에 인식의 오차에 의한 경우이다. 그 밖에 모션이 너무 작거나 움직임의 변화가 많은 경우에 발생한다. 향후 연구방향은 다른 알고리즘의 실험과 모션의 동작 수를 확대하여 실험할 예정이다.

#### 참고 문헌

[1] SONY EYE TOY SYSTEMS, 2003. <http://www.eyetoy.com>.  
STONE, M. 1974. Cross-validators choice and assessment of statistical predictions. In Journal of the Royal Statistical Society. 36: 111-147.

[2] VICON SYSTEMS, 2004. <http://www.vicon.com>.  
WILEY, D. J., AND HAHN, J. K. 1997. Interpolation synthesis of articulated figure motion. In IEEE Computer Graphics and Applications. 17(6):39-45.

[3] Y.K.Yu, K.H.Wong, S.H.Or and M.M.Y.Chang, "Recursive recovery of position and orientation from stereo image sequences without three-

dimensional structures", inProc. IEEE CVPR, New York, Jun. 2006.

[4] XSENS MT-9, 2004. <http://www.xsens.com>. XU, G., AND ZHANG, Z. 1996. Epipolar Geometry in Stereo, Motion, and Object Recognition: A Unified Approach. Kluwer.

[5] YIN, K., AND PAI, D. K. 2003. Footsee: An interactive animation system. In Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium on Computer Animation. 329-338.

[6] SAFONOVA, A., HODGINS, J., AND POLLARD, N. 2004. Synthesizing physically realistic human motion in low-dimensional, behavior-specific spaces. In ACM Transactions on Graphics. 23(3):514-521.

[7] LEE, J., CHAI, J., REITSMA, P., HODGINS, J., AND POLLARD, N. 2002. Interactive control of avatars animated with human motion data. In ACM Transactions on Graphics. 21(3):491-500.

[8] J. Chai, J. Hodgins "Performance Animation from Low Dimensional Control-Signals" ACM Transaction on Graphics (SigGraph 2005) 24(3) (July 1005) : 686-696.

[9] H. Hotelling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. Journal of Educational Psychology, 24:417 - 41, 1933.

[10] K.I. Kim, K. Jung, and H.J. Kim. Face recognition using kernel principal component analysis. IEEE Signal Processing Letters, 9(2):40 - 2, 2002.

[11] M. Partridge and R. Calvo. Fast dimensionality reduction and Simple PCA. Intelligent Data Analysis, 2(3):292 - 98, 1997.

[12] Hansheng Lei, Govindaraju, V, "Direct Image Matching by Dynamic Warping," Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, pp.76-76, June 2004

※ 본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지역혁신 인력양성사업으로 수행된 연구결과입니다.

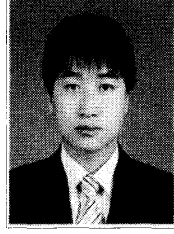
저자 소개

한 창 호(준회원)



• 1993년 청주대 전자공학과 졸업. 1995년 동 대학원 석사. 2005년~현재 선문대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학 중. 관심분야는 영상처리, 모션 캡처, 자동검사

김 순 철(준회원)



• 2008년 선문대 전자정보통신공학부 졸업. 2008년 동 대학원 석사 재학 중. 관심분야는 영상처리, 모션캡처, 자동 검사

오 춘 석(정회원)



• 1980년 서강대학교 전자공학과 (학사). 1986년 Marquette University 컴퓨터공과 (석사). 1992년 University of Arizona 컴퓨터공과(박사). 1980년~1993년 전자통신연구원(ETRI) 선임연구원. 2001년 미국 Optical Sciences Center Visiting Scholar.

1993년~현재 선문대학교 전자정보통신공학부 교수. 주관심분야는 화상처리, 자동검사, 머신비전, 광학시스템설계

유 영 기(정회원)



• 1987년 한양대학교 기계공학과 졸업, 1989년 한국과학기술원 생산공학 석사 졸업, 1996년 한국과학기술원 자동화 및 설계공학 박사 졸업, 1996년 3월~ 현재 선문대학교 전자정보통신공학부 부교수. 관심분야 정밀계측, 광 응용 계측기술, 화상처리, 컴퓨터 비전.