

스테레오비전 센서의 3D 궤적 정보를 이용한 상지 재활 동작 인식

권기현*, 이형봉**

Recognition of Physical Rehabilitation on the Upper Limb Function using 3D Trajectory Information from the Stereo Vision Sensor

Ki-Hyeon Kwon *, Hyung-Bong Lee**

요약

뇌졸중 및 척수 신경 손상으로 인해 재활에 대한 요구는 증대되고 있다. 재활 영역 중에서도 상지(上肢) 재활은 신경의 복잡도로 인해 매우 어렵고 시간이 많이 걸린다. 재활은 전문 치료사가 시설에서 작업치료를 하는 것이 효과적이기는 하나, 접근성, 상시성, 자발성 등에 대한 문제와 함께 비용과 시간이 많이 소요되는 문제점을 가지고 있다. 이 논문에서는 상지 재활 동작을 인식하기 위해 스테레오 비전 센서를 통해 취득한 3D 궤적 정보에 대해 PCA, ICA, LDA, SVM의 패턴인식 알고리즘을 적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구하고, 여러 패턴인식 알고리즘 중에서 어떤 알고리즘이 인식정확도 및 실행시간 측면에서 적용이 가능한지 제시한다. 실험결과, PCA, ICA는 인식정확도가 낮아 사용하기에 부적합하며 LDA, SVM은 인식정확도가 우수하여 상지 재활 동작 인식에 사용이 적합함을 보인다.

▶ Keywords : 상지 재활, 스테레오비전, LDA, SVM

Abstract

The requirement of rehabilitation is increasing from the stroke, spinal cord injury. One of the most difficult part is the upper limb rehabilitation because of its nervous complexity. A rehabilitation has effectiveness when a professional therapist treats in work at facility, but it has problems of an accessibility, a constant availability, a self-participation and taking lots of cost and

•제1저자 : 권기현 •교신저자 : 이형봉

•투고일 : 2013. 7. 14, 심사일 : 2013. 7. 27, 게재확정일 : 2013. 8. 14.

* 강원대학교 전자정보통신공학부(Dept. of Electronics, Information & Communication Engineering, Gangwon National University)

** 강릉원주대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Science & Engineering, Gangneung-Wonju National University)

time. In this paper, we test and experiment the accuracy and execution time of the pattern recognition algorithms like PCA, ICA, LDA, SVM to show the recognition possibility of it on the upper limb function from the 3D trajectory information which is gathered from stereo vision sensor(Kinect). From the result, PCA, ICA have low accuracy, but LDA, SVM have good accuracy to use for physical rehabilitation on the upper limb function.

▶ Keywords : The Upper Limb Rehabilitation, Stereo Vision, LDA, SVM, Kinect

I. 서 론

매년 많은 사람들이 척수 손상(spinal cord injury)로 인해 부분 또는 전체 마비가 되며, 장애로 인해 일상생활에 제약을 가지게 된다[1].

척수 손상은 재활을 통해 부분적으로 개선되거나 회복될 수 있다. 재활은 전문 치료사가 지정한 시설에서 작업치료를 하는 것이 가장 효과적이기는 하나, 환자가 시설에 가야만 하는 접근성, 필요할 때 마다 훈련할 수 있는 상시성, 치료사의 지시에 의존하지 않고 스스로의 노력에 의해 행해지는 자발성 등에 대한 문제와 함께 비용과 시간이 많이 소요되는 문제점을 가지고 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 가상현실(Virtual Reality) 기술을 사용하여 새로운 재활 도구를 만드는 것은 지난 10년간 폭 넓게 적용되어 왔다. Nintendo Wii Remote를 사용하여 뇌출혈 재활 가능성을 제시하였고 관절 기능에 상당한 개선이 있었음을 보였다[2]. 또한, 고가의 모션캡처 장치를 통해 반신부전(hemiparesis)관련 18가지 경우에 대해 보행 분석을 하였다[3]. 그리고 스테레오 기반 응용을 통해 물리치료를 돕는 시스템을 개발하기도 하였다[4][5]. 이들 기존 시스템에서는 재활동작이 손의 높이나 각도와 같은 동작 기준에 도달 했는지 여부를 다양한 센서를 통해 판단하도록 하고 있다.

재활 훈련에 있어 기술적으로 중요한 점이 재활동작 인식 이므로 저가의 시스템에서도 적용이 용이하고 빠른 처리가 가능한 알고리즘을 적용하는 것이 중요하다.

본 논문에서는 재활 동작의 3D 궤적 정보를 주요 패턴인식 알고리즘을 통해 인식 하는 방법을 사용하여 물리치료 동작을 효율적으로 인식하고자 한다. 이를 위해 저가이고, 가정이나 의료시설에서 손쉽게 사용할 수 있는 스테레오 비전 센서인 마이크로소프트 키넥트(Microsoft Kinect)를 이용하여

인체 관절을 추적하고 3D 궤적 정보를 취득하여 재활동작 인식에 사용한다.

취득한 3D 궤적 정보에 대해 PCA(Principal Component Analysis), ICA(Independent Component Analysis), LDA(Linear Discriminant Analysis) 그리고 SVM(Support Vector Machine)의 패턴인식 알고리즘을 적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구하여 어떤 알고리즘이 재활동작 인식에 적용이 가능한지를 제시한다.

본 논문의 구성은 2장에서 상지 재활 동작을 분석하고, 3장에서는 패턴인식을 위해 사용되는 알고리즘에 대해 기술하였으며, 4장에서는 시스템구현과 성능평가를 설명하고, 5장에서 결론을 맺는다.

II. 상지 재활 동작 분석

2.1 상지 재활 동작

상지 재활의 주요 동작은 어깨 외회전 운동(External Rotation), 어깨 내전근 운동(Shoulder Adduction), 견갑골 내전 운동(Scapular Retraction), 어깨 외전근 운동(Shoulder Abduction), 어깨 굴곡 운동(Shoulder Flexion), 어깨 신전 운동(Shoulder Extension)은 표 1과 같다. 이들 관절 작업은 모두 상체에 관한 것들로 척수 손상 치료와 진단에 많이 사용되는 운동법이다[6].

표 1. 상지 재활 동작
Table 1. Motor Task on the Upper Limb

재활 동작	설명
External Rotation 어깨 외회전 운동	- 팔을 앞으로 90° 직각 상태에서 바깥쪽으로 45° 회전
Shoulder Adduction 어깨 내전근 운동	- 바깥쪽 어깨 수평자세에서 대각 낭심 부분까지 회전

Scapular Retraction 견갑골 내전 운동	- 앞으로나란히에서 뒤로 노를 젓는 모양
Shoulder Abduction 어깨 외전근 운동	- 중립 자세에서 바깥쪽 위로 90° 회전
Shoulder Flexion 어깨 굽곡 운동	- 팔을 앞으로 들었다 내려놓는 동작
Shoulder Extension 어깨 신전 운동	- 앞으로 45° 높이로 손을 뻗은 다음 중립 자세로 회전

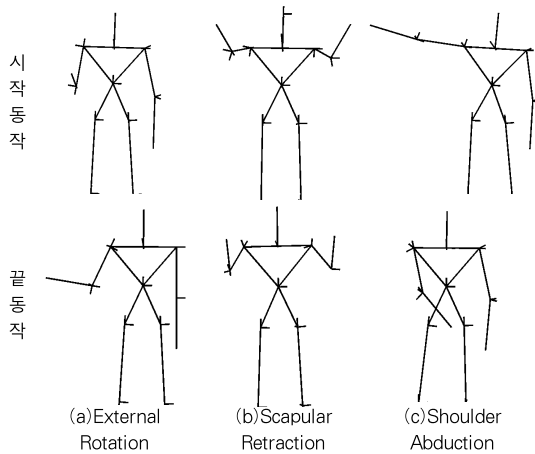


그림 1. 상지 재활 동작 관절 이동
Fig. 1. The Motor Task Tracking on the Upper Limb

이들 동작에 대해 Kinect 센서의 인체 관절 추적 기능을 통해 추적하고, 상지 운동 관련 주요 관절인 어깨, 팔꿈치와 손의 x, y, z 축의 값을 취득한다.

재활동작에 사용하기 위한 궤적 데이터셋을 20명의 사람에게서 구하였다. 각 동작에 대해 3회 반복한 것을 한 단위로 하고 이 단위를 5회 반복하였다. 결과적으로, 100개의 동작 단위를 구하였다. 동작 단위를 둘로 나누어 50개 단위의 데이터셋 2개를 작성하였다. 각 궤적 파일의 길이는 188 ~ 415로 차이가 있으므로 상호 상관 보정 (cross-correlation)[7]이 필요하였다.

그림 2, 3은 어깨 외회전 운동, 그림 4, 5는 견갑골 내전 운동 그리고 그림 6, 7은 어깨 외전근 운동의 팔꿈치와 손의 궤적을 나타낸 것이다. 어깨 궤적은 의미 정보가 매우 적어서 사용하지 않았으며, 팔꿈치 궤적보다 손의 궤적이 보다 의미 있는 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다.

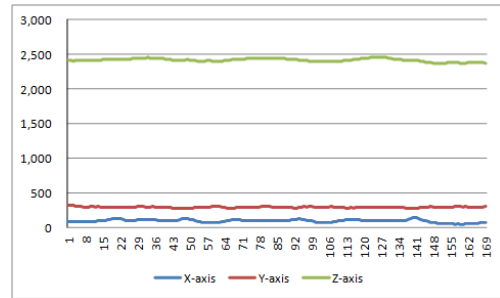


그림 2. 어깨 외회전 운동(오른쪽 팔꿈치)
Fig. 2. The Trajectory of Right Elbow for External Rotation

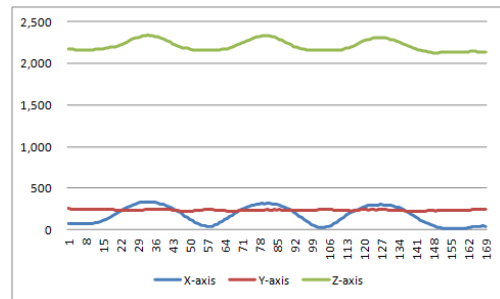


그림 3. 어깨 외회전 운동(오른쪽 손)
Fig. 3. The Trajectory of Right Hand for External Rotation

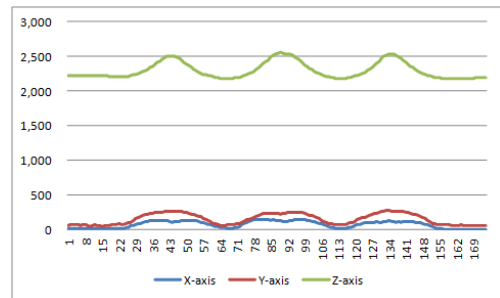


그림 4. 견갑골 내전 운동(오른쪽 팔꿈치)
Fig. 4. The Trajectory of Right Elbow for Scapular Retraction

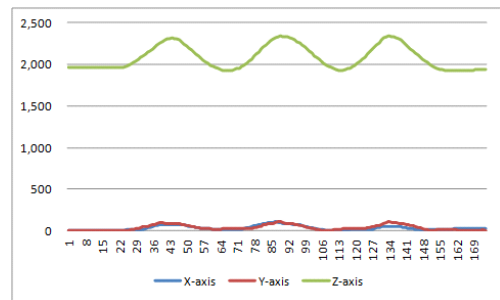


그림 5. 견갑골 내전 운동(오른쪽 손)
Fig. 5. The Trajectory of Right Hand for Scapular Retraction

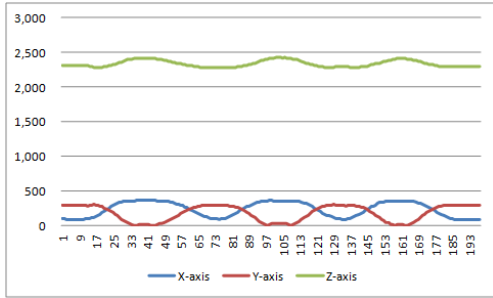


그림 6. 어깨 외전근 운동(오른쪽 팔꿈치)

Fig. 6. The Trajectory of Right Elbow for Shoulder Abduction

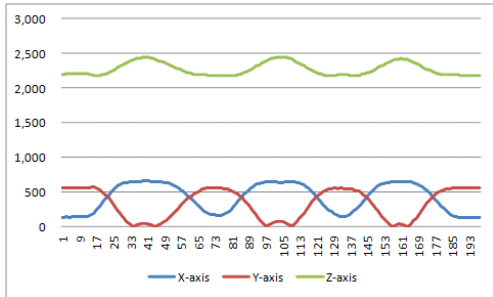


그림 7. 어깨 외전근 운동(오른쪽 손)

Fig. 7. The Trajectory of Right Hand for Shoulder Abduction

2.2 상호 상관 보정

상지 재활동작에 관한 궤적을 구하면 사용자 마다 동작 특성이 같지 않기 때문에 훈련 및 테스트 데이터세트의 길이가 사용자 마다 일치하지 않는다. 이를 보정하기 위해 상호 상관 보정(cross-correlation)을 사용하였다. 이 방법은 두 시계열 간 시간 지연을 찾기 위한 표준방법으로 널리 사용된다(7). 두 함수 f와 g의 상호상관을 구하는 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$(f * g)[n] \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{m=-\infty}^{\infty} f^*[m]g[n+m] \quad (1)$$

III. 주요 인식 알고리즘

재활동작 3D 궤적에 대해 인식을 수행하기 위해 주요 패턴 인식 알고리즘으로 잘 알려진 PCA, LDA, ICA, SVM의 성능을 도출하고자 한다.

3.1 PCA(Principal Component Analysis)

잘 알려진 패턴인식 알고리즘인 고유치(eigen value)(8)을 찾는 문제로 주성분분석(PCA)에 기반을 두고 있다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (2)$$

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (3)$$

PCA는 모든 데이터세트에서 유사성을 찾아 차원을 줄이는 방법을 사용한다. M개의 데이터세트가 있을 때, 이 데이터세트를 칼럼벡터($\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$)로 표현하고, 평균치(식 2)를 구해, 각 데이터세트에서 빼면, $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$ 가 구해지고, 모든 데이터세트에서 평균값을 뺀 데이터세트 $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ 가 만들어진다. PCA는 데이터를 잘 표현하는 직교벡터를 찾는 방법으로, 이들 벡터는 공분산 $C = AA^T$ 의 고유벡터가 된다. 고유치 견지에서, 각 데이터세트는 M' 개의 의미가 큰 고유벡터 u_k 을 사용하게 되며 가중치(식 3)가 구해진다. 훈련 데이터세트와 새 데이터세트의 가중치를 알면, NN(nearest neighbor) 방법을 사용하여 대상을 식별하게 된다. 고유치를 이용한 방법은 단순하고 빠른 장점이 있으나, 포즈, 표현, 조도에 따라 정확도가 낮아지는 문제점이 있다.

3.2 ICA(Independent Component Analysis)

PCA와 유사하게, ICA도 입력 데이터세트의 차원을 줄일 벡터를 찾는 방법이다(9). 그러나 ICA는 벡터의 직교규격화(orthonormalization)를 필요로 하지 않으므로 데이터세트 값에서 고차 의존도를 활용할 수 있게 된다. PCA에서 데이터 세트의 1차 통계량인 평균을 빼는 것처럼, ICA도 1차, 2차 통계량을 제거한다. 평균이 제거된 각 데이터세트는 X에 행 벡터로 저장, 백색화 매트릭스(식 4)와 곱한다. ICA는 여러 데이터세트가 행벡터로 저장된 매트릭스 $U = WX$ 에서, 통계적으로 독립된 데이터세트를 찾는 것이다. PCA와 비교하여 U의행은 고유치로 볼 수 있고, W^{-1} 은 각 데이터세트의 가중치가 된다. ICA는 입력 데이터세트의 특성을 보다 잘 반영할 수 있으나, 처리 속도가 느리다.

$$W_z = 2cov(X)^{-1/2} \quad (4)$$

3.3 LDA(Linear Discriminant Analysis)

PCA, ICA의 문제점중 하나는 같은 데이터세트간의 가중치간 거리가, 다른 데이터세트의 가중치 거리보다 커진다는데 있다. 이 문제를 바로잡기 위한 방법이 Fisherface[10]이며, LDA에 기반을 두고 있다. 이 알고리즘은 클래스 내부의 산포도를 최소화하고 클래스와 클래스 사이를 최대화하도록 고안되었다. 클래스간 산란행렬을 S_B , 클래스내 산란행렬을 S_W 라고 하면 최적 투영 공간은 다음 방법으로 구해진다.

$$W_{opt} = \frac{\max |W^T S_B W|}{\max |W^T S_W W|} = [w_1 w_2 \dots w_p] \quad (5)$$

S_W 의 rank(계수)는 커 봐야 N-c이다. 여기에서 c는 훈련 집합 클래스의 수(파괴 수)이고, PCA를 사용하여 차원을 줄이는 첫 단계에서 사용된다. 여기에는 많아봐야 c-1개의 고유벡터가 있으므로, 최대 c-1개의 Fisherface가 있게 된다. LDA가 데이터세트가 적고 잘 분산된 경우 PCA 보다 우수하다고 알려져 있다.

3.4 SVM(Support Vector Machine)

최근에, SVM 패턴인식 문제를 푸는데 많은 관심을 받고 있다. SVM은 처음에 이진 분류기로 제안된 것이다. SVM은 간격 또는 거리를 최대화하는 하이퍼플레인을 구하여 지원벡터를 계산한다. SVM은 $x_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, N$ 인 N개의 점집합으로 시작한다. 각 점 y_i 는 두 클래스(-1, 1) 중 하나로 표시 된다. 최적 분리 하이퍼플레인은 (식 6)으로 정의되고, $f(x)$ 의 부호는 데이터의 클래스를 결정하게 된다 [11].

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \cdot x + b \quad (6)$$

IV. 구현 및 성능평가

앞의 단계에서 취득한 궤적 정보를 인식 알고리즘에 적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구한다.

4.1 실험 환경

재활 동작 인식을 위해 표 2와 같은 환경에서 실험을 수행

하였다.

표 2. 하드웨어 스펙
Table 2. Hardware Specification

항 목	주요 스펙
Microsoft Kinect	· Resolution: 640 × 480 · Frame Rate: 30 fps · Sensing Range: 1.2 ~ 3.5m · Field of View: Horizontal: 57°, Vertical: 3° · Number of Cameras: 적외선카메라: 2, RGB카메라: 1 · Cost: 저가
Operating H/W	· Intel Core i7 - 3770 / 3.40GHz / 4.0 GB Memory
Operating System	· Windows 7 Home Premium K, Service Pack 1

4.2 재활 동작의 인식 정확도 평가

준비된 데이터세트에 PCA, ICA, LDA, SVM의 알고리즘을 적용하고 훈련세트 60%, 시험세트 40%로 설정하여, 두 개의 데이터세트에 대해 정확도를 수행한 결과는 그림 8과 같다.

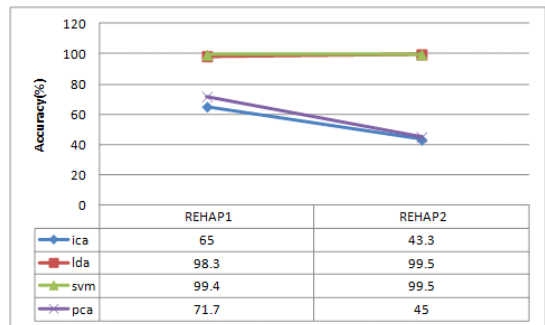


그림 8. 데이터세트별 각 알고리즘 정확도
Fig. 8. The Accuracy of each Algorithms for Dataset

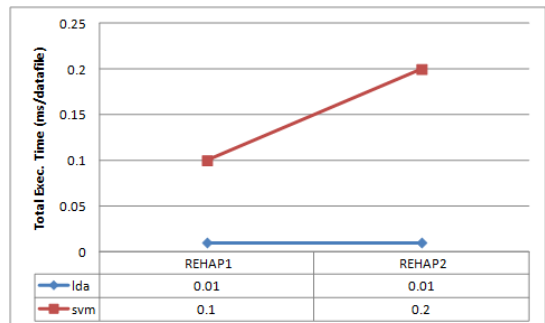


그림 9. 데이터세트별 각 알고리즘 전체 수행시간
Fig. 9. The Total Execution Time of each Algorithms for Dataset

PCA, ICA는 인식정확도가 각각 45~71.7%, 43.3~65%로 낮

아 재활동작 인식에 사용하기 부적합하다. 그러나 LDA, SVM은 각각 98.3~99.5%, 99.4~99.5%로 인식정확도가 매우 높아 상지 재활 동작 인식에 충분히 사용될 수 있음을 알 수 있다. 이는 특정 제스처 인식 알고리즘이나 재활 동작을 검사하기 위한 여러 센서를 추가적으로 사용하지 않더라도 재활훈련에 사용이 가능하다는 것을 보여주는 것이다.

훈련시간과, 시험 시간을 합친 전체 수행시간도 LDA, SVM의 경우 각각 0.01ms, 0.1~0.2ms로 매우 빨라 저가의 시스템에서도 사용이 가능함을 알 수 있다.

V. 결 론

상지 재활은 가장 회복이 늦게 어려운 부분이므로 추가적인 재활노력이 요구된다. 또한, 재활훈련은 접근성, 상시성, 자발성 등에 대한 문제와 함께 비용과 시간이 많이 소요되는 문제점을 가지고 있다. 스테레오 비전 센서는 저가격이면서도 매우 높은 수준의 궤적을 얻을 수 있어서 인체 골격 정보를 추적하는데 용이하여 이러한 문제를 해결할 수 있다.

재활 훈련에 있어 기술적으로 중요한 점이 재활동작 인식이므로 저가의 시스템에서도 적용이 용이하고 빠른 처리가 가능한 알고리즘을 적용하는 것이 중요하다.

취득한 3D 궤적 데이터셋에 대해 PCA, ICA, LDA, SVM의 패턴인식 알고리즘을 적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구하였다. 실험을 통해, PCA, ICA는 인식정확도가 낮아 사용하기에 부적합하고 LDA, SVM은 인식정확도가 우수하여 상지 재활 동작 인식에 사용이 적합함을 보였다.

향후연구로, 패턴인식을 통한 재활동작 인식이 다른 여러 부분에서도 적용이 가능하도록 발전시키고 재활훈련에 흥미를 가미하기위해 게임 요소를 추가하는 것이 필요하다.

참고문헌

- [1] National Spinal Cord Injury Statistical Center, "Spinal cord injury facts and figures at a glance," Birmingham, Alabama, February 2011.
- [2] Gustavo Saposnik et al., "Effectiveness of virtual reality using Wii gaming technology in stroke rehabilitation: a pilot randomized clinical trial and proof of principle," *Stroke*, 41(7):1477-1484, 2010.
- [3] Anat Mirelman, Benjamin L Patrilli, Paolo Bonato, and Judith E Deutsch, "Effects of virtual reality training on gait biomechanics of individuals poststroke," *Gait & Posture*, 31(4):433-437, 2010.
- [4] Yao-Jen Chang, Shu-Fang Chen, and Jun-Da Huang, "A kinect-based system for physical rehabilitation: A pilot study for young adults with motor disabilities," *Research in Developmental Disabilities*, 32(6):2566-2570, 2011.
- [5] Belinda Lange, Chien-yen Chang, Evan Suma, Bradley Newman, Albert Skip Rizzo, and Mark Bolas, "Development and evaluation of low cost game-based balance rehabilitation tool using the microsoft kinect sensor," In *International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1831-1834, Boston, Massachusetts, August 2011.
- [6] Sara J Mulroy et al., "Strengthening and optimal movements for painful shoulders (STOMPS) in chronic spinal cord injury: a randomized controlled trial," *Physical Therapy*, 91:305-324, 2011.
- [7] Rhudy, Matthew; Brian Bucci, Jeffrey Viperman, Jeffrey Allanach, and Bruce Abraham (November 2009), "Microphone Array Analysis Methods Using Cross-Correlations," *Proceedings of 2009 ASME International Mechanical Engineering Congress*, Lake Buena Vista, FL.
- [8] M. A. Turk and A. P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces", in *IEEE CVPR*, pp. 586-591, 1991.
- [9] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, pp. 1450-1464, 2002.
- [10] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", in *IEEE TPAMI*, Vol. 19, pp. 711-720, 1997.
- [11] B. Heisele, P. Ho, and T. Poggio, "Face

Recognition with Support Vector Machines: Global versus Component-Based Approach”, in ICCV. Vol. 2 Vancouver, Canada, pp. 688.694, 2001.

저 자 소 개



권 기 현
 1993: 강원대학교 전자계산학과 이학사
 1995: 강원대학교 전자계산학과 이학석사
 2000: 강원대학교 컴퓨터과학과 이학박사
 1998~2002: 동원대학 인터넷정보과 교수
 2002~현재: 강원대학교 전자정보통신공학부 교수
 관심분야: 패턴인식, 미들웨어, 임베디드 소프트웨어
 Email : kweon@kangwon.ac.kr



이 형 봉
 1984: 서울대학교 계산통계학과 이학사.
 1986: 서울대학교 계산통계학(전산과학)과 이학석사.
 2002: 강원대학교 컴퓨터과학과 이학박사
 1986~1993: LG전자 컴퓨터연구소 선임
 1994~1998: 한국디지털 (DEC Korea) 책임
 1999~2003: 호남대학교 정보통신공학부 조교수
 2004~현재: 강릉원주대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 임베디드 시스템, 센서 네트워크, 데이터마이닝 알고리즘
 Email : hblee@gwnu.ac.kr